

# METHOD FOR CONTROLLING ACTIVE VIBRATION AND DEVICE THEREFOR

**Patent number:** JP8221137

**Publication date:** 1996-08-30

**Inventor:** SHOURESHI RAHMAT A

**Applicant:** COOPER TIRE & RUBBER CO

**Classification:**

**- international:** G05D19/02; F16F15/02; G05B13/02; G06F15/18; G06G7/60

**- european:**

**Application number:** JP19950212330 19950718

**Priority number(s):**

**Also published as:**



EP0693748 (A)

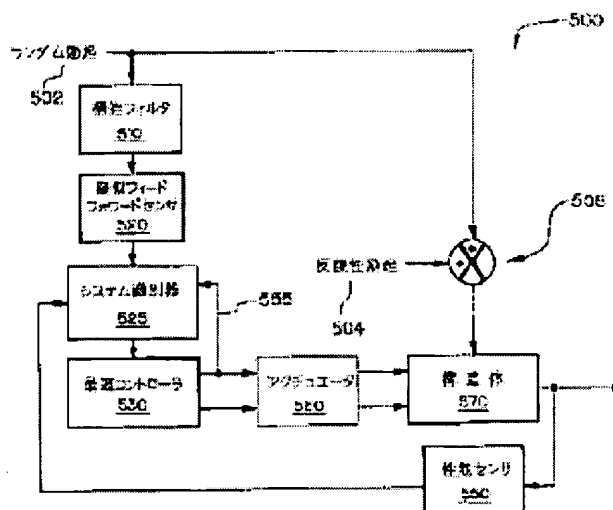
US6137886 (A)

EP0693748 (A)

## Abstract of JP8221137

**PROBLEM TO BE SOLVED:** To provide an improved active vibration controlling system using a feedback and feedforward sensor input for solving the problem of the control of random and repeated active vibration and the deletion of the noise of the system.

**SOLUTION:** An artificial neural network learns the dynamics of a structural body 570, and provides an output signal following up the state variable of the structural body 570. In one execution of the neural network, plural neurons obtain a biasing input derived from a sensor input and an input from the other neuron of the network. Moreover, each neuron obtains the feedback input from itself. Each input to the neuron is weighted by using a weight function derived in on-line. The neural network supplies a structural parameter and the state variable to an optimal controller 530, and the optimal controller 530 derives a control signal, and provides it to an actuator 560 so that vibration and/or a noise sensed in the system can be canceled.





(19)日本国特許庁 (J P)

(12) 公 開 特 許 公 報 (A)

(11)特許出願公開番号

特開平8-221137

(43)公開日 平成8年(1996)8月30日

| (51)Int.Cl. <sup>6</sup>           | 識別記号  | 庁内整理番号   | F 1           | 技術表示箇所  |
|------------------------------------|-------|----------|---------------|---------|
| G 0 5 D 19/02                      |       |          | G 0 5 D 19/02 | D       |
| F 1 6 F 15/02                      |       | 9138-3 J | F 1 6 F 15/02 | A       |
| G 0 5 B 13/02                      |       | 9131-3 H | G 0 5 B 13/02 | L       |
| G 0 6 F 15/18                      | 5 5 0 |          | G 0 6 F 15/18 | 5 5 0 E |
| G 0 6 G 7/60                       |       |          | G 0 6 G 7/60  |         |
| 審査請求 未請求 請求項の数24 F D 外国語出願 (全100頁) |       |          |               |         |

(21)出願番号 特願平7-212330

(71)出願人 595048957

(22)出願日 平成7年(1995)7月18日

クーバー・タイヤ・アンド・ラバー・カン  
パニー

(31)優先権主張番号 2 7 6 5 5 1

Cooper Tire & Rubbe  
r Company

(32)優先日 1994年7月18日

アメリカ合衆国オハイオ州45840, フィン  
ドレイ, リマ・アンド・ウエスタン・アベ  
ニューズ (番地なし)

(33)優先権主張国 米国 (US)

(72)発明者 ラマット・エイ・シュレシ

アメリカ合衆国コロラド州80401, ゴール  
デン, コーポレート・サークル 400, ス  
イート・エフ, クーバー・アドバンスド・  
テクノロジーズ内

(74)代理人 弁理士 湯浅 恭三 (外6最終頁に続く)

生じる性能 $Y(t)$ との間の所望のトレードオフを表すため用いられるパラメータである請求項1記載の能動振動制御システム。

【請求項15】 前記神経ネットワークがソフトウェアに具体化されている請求項7記載の能動振動制御システム。

【請求項16】 複数のアクチュエータを含む請求項7記載の能動振動制御システム。

【請求項17】 構造体に作用する少なくとも1つの励起力に起因する当該構造体での振動を制御する方法であって、前記構造体は振動制御システムの一部であり、当該振動制御システムは、

前記構造体に配置され前記構造体に対して反作用力を印加する少なくとも1つのアクチュエータと、

前記少なくとも1つのアクチュエータから離れて配置され、センサー出力を生じる少なくとも1つのセンサーと、

前記少なくとも1つのセンサーと前記少なくとも1つのアクチュエータとの間に接続されたコントローラとを備え、

前記コントローラは、

前記センサー出力を前記少なくとも1つのセンサーから受け取り、前記センサー出力と、前記構造体に対して前記少なくとも1つのアクチュエータにより印加される前記反作用力との関係を導出するシステム識別器と、

前記システム識別器に接続され前記関係を受け取り、制御駆動信号を前記関係からつくり前記少なくとも1つのアクチュエータを駆動する最適コントローラとを含み、

前記システム識別器は、前記構造体の動力学を学習して前記構造体の状態変数に追従する出力信号を提供する神経ネットワークを含む、構造体での振動を制御する方法において、

(a) 前記少なくとも1つのセンサーからの入力データと、出力特性とを用いてシステムの動力学を学習してA、B及びCマトリックスと状態ベクトル $X$ とを導出する神経ネットワークを用いるステップと、ここで、前記Aマトリックスは状態マトリックスであり、前記Bマトリックスは入力マトリックスであり、前記Cマトリックスは出力マトリックスであり、

(b) 少なくとも、前記A、B及びCマトリックスと状態ベクトル $X$ とを前記最適コントローラに提供するステップと、

(c) 少なくとも、前記A、B及びCマトリックスと状態ベクトル $X$ とを用いて最適制御信号を計算するステップと、

(d) その結果として生じる当該最適制御信号を前記少なくとも1つのアクチュエータに送るステップとを備える方法。

【請求項18】 構造体に作用する少なくとも1つの励

制御システムにおいて、

前記構造体に配置され前記構造体に対して反作用力を印加する少なくとも1つのアクチュエータと、

前記アクチュエータから離れて配置されセンサー出力を生じる少なくとも1つのセンサーと、

前記少なくとも1つのセンサーと前記少なくとも1つのアクチュエータとの間に接続されたコントローラとを備え、

前記コントローラは、

10 前記センサー出力を前記少なくとも1つのセンサーから受け取り、前記センサー出力と、前記構造体に対して前記少なくとも1つのアクチュエータにより印加される前記反作用力との関係を導出するシステム識別器と、

前記システム識別器に接続され前記関係を受け取り、制御駆動信号を前記関係からつくり前記少なくとも1つのアクチュエータを駆動する最適コントローラとを含み、

20 前記最適コントローラは、アクチュエータ出力制限及び出力速度制限を性能出力及び疑似フィードフォワード出力と組み合わせて組み込んでいる修正された一般化予測制御を用いて、前記少なくとも1つのアクチュエータに対する前記制御駆動信号を導出する能動振動制御システム。

【請求項19】 前記最適コントローラは、状態マトリックスA、入力マトリックスB及び状態ベクトル $X$ を前記システム識別器から受け取る請求項18記載の能動振動制御システム。

【請求項20】 前記最適コントローラは、次のコスト関数を最小化し、

【数6】

$$J = E \left\{ \sum_{j=0}^k [y(t+j) - w(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^m \Gamma_j [\Delta v(t+j-1)]^2 \right\}$$

ここで、 $y(t)$ は前記性能センサーからの性能信号であり、 $w(t)$ は規定されたスレッショルドであり、 $V(t)$ は前記少なくとも1つのアクチュエータへの入力作用力であり、 $\Gamma_j$ は制御作用力 $V(t)$ と結果として生じる性能 $Y(t)$ との間の所望のトレードオフを表すため用いられるパラメータである請求項19記載の能動振動制御システム。

40 【請求項21】 マトリックスA及びBと状態ベクトル $X$ とは、回帰方法を用いて識別される請求項20記載の能動振動制御システム。

【請求項22】 前記回帰方法が最小平均二乗(LMS)決定法である請求項21記載の能動振動制御システム。

【請求項23】 前記再帰方法が再帰最小平均二乗(RLMS)決定法である請求項21記載の能動振動制御システム。

【請求項24】 前記システム識別器は、前記構造体の

信号を提供する神経ネットワークを含む請求項2記載の能動振動制御システム。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】本発明は、能動振動及び雑音制御システムに関する。詳細には、本発明は、アクチュエータに送られる制御信号がオンラインで最適化される能動振動制御に関する。

【0002】

【従来の技術】古い問題であるにも拘わらず、振動及び雑音の制御は、近時、特に産業界において益々重要な問題となってきた。これは、主に、我々の生活のあらゆる実際の局面において、特にオフィスオートメーションの最近の導入でもって、機械を使用することが多くなったためである。今日、製品を評価する1つの主要な因子は、振動及び雑音の発生レベルである。宇宙ステーション、電子コンピュータ装置、高精度製造機械、ポータブル発電機、家庭電化製品、自動車、医療装置等が、振動及び雑音の発生問題を経験し得る構造体の全ての例として上げられる。

【0003】以前は、振動は、受動の振動制御システムを用いて制御されていた。しかしながら、受動振動制御機構は、可変速度駆動システムやランダム励起、特に低周波におけるものを取り扱うことができない点で困っていた。多数の能動制御技術が開発された。多くのものは、雑音の制御の問題を補償しようとするものであり、ほんの僅かのものが振動の制御の問題を扱っていた。

【0004】能動振動制御領域における前の仕事の多くは3つの主要なグループに分けることができる。即ち、

(1)同期化、即ち「同期」信号を要求し、適応フィルタ処理技術を用いて波を合成するグループと、(2)励起源の直接の測定を要求し、そしてアクチュエータのような他の動力学(dynamics)を補償するためフィルタ処理を用いてもよくあるいは用いなくてもよいグループと、(3)オフライン設計解析を実施し、多くの場合間違っているが、信号及びシステムが時間に対して変化しないと想定するグループの3つである。

【0005】

【発明が解決しようとする課題】同期信号を要求するシステムの1つの問題は、それらのシステムが非繰り返し性の(ランダムな)振動あるいは雑音源を補償するための機構を持たないことである。上記第2のグループに関しては、励起の直接の測定を要求するシステム(直接のフィードフォワード信号)は、センサーを励起点に配置することが困難なため、実行することができないかもしれない、あるいは実際的でないかもしれない。更に、励起源を直接測定するための有用な装置は、システムのコストを潜在的に増大させ得る。

【0006】更に、オフラインのモデル化及び設計を要求するいずれのシステムに固有の1つの問題は、現実の

システムが、特にシステムへの入力時間が共に変化している場合時間に対して変化することである。オフラインに設計されたシステムは、システムにおける変化を考慮することができない。それだけでは、上にリストされた方法のいずれも、システムにおける振動の問題に対して経済的で実際的で効率的な解を提供しない。

【0007】その上、多くの従来技術のシステムは、振動を制御、即ち打ち消すためコントローラ及びアクチュエータが用いる伝達関数を得るのに用いられる時間強度の(time intensive)計算のため遅い。従来技術のこのタイプの1つの例は、動作時にフーリエ変換を計算する米国特許No. 4,490,841である。

【0008】能動振動制御に対する上にリストした方法について注目すべき1つの重要な点は、振動及び雑音の打ち消しが「制御」問題であるにも拘わらず、上にリストされた方法が能動振動制御の主題を「信号処理」及び/又は「フィルタ処理」の観点から近付こうと試みていることである。そのため、これらの技術は保証された安定性を有し得ない。

【0009】システムにおいて、ランダム及び反復性双方の励起による振動を補償するのに迅速かつオンラインで適合でき、かつ従来技術の上記の欠点を持たない能動振動制御システムに対するニーズがある。更に、「制御」問題の観点から振動制御の応用に近づく能動振動制御システムに対するニーズがある。

【0010】

【課題を解決するための手段】構造体に作用する少なくとも1つの励起力に起因する当該構造体での振動を制御する改良された能動振動制御システムが提供される。本発明の少なくとも1つの実施形態において、能動振動制御システムは、センサー出力を生じる少なくとも1つのセンサーと、構造体に配置され当該構造体に対して反作用力を印加する少なくとも1つのアクチュエータとを備える。更に、コントローラは、前記少なくとも1つのセンサーと前記少なくとも1つのアクチュエータとの間に接続される。当該コントローラは、前記センサー出力を前記少なくとも1つのセンサーから受け取り、前記センサー出力と、前記少なくとも1つのアクチュエータの反作用力の印加との関係を表す関係を導出するシステム識別器(system identifier)と、当該システム識別器に接続され前記導出された関係を受け取り、前記少なくとも1つのアクチュエータを駆動するため制御駆動信号を前記関係からつくる最適コントローラを含む。

【0011】1つの特定の実施形態において、システム識別器は、構造体の動力学を学習して構造体の状態変数に追従する出力信号を提供する神経ネットワークを含む。第1の事例において、用いられる最適コントローラはカルマンフィルタ処理を含む。

【0012】別の特定の実施形態において、最適コントローラは、状態マトリックスA、入力マトリックスB及び状態ベクトルXをシステム識別器から受け取り、修正された一般化予測制御(MGPC)を用いて前記少なくとも1つのアクチュエータに対する前記制御駆動信号を導出する。最適コントローラと共にMGPCを用いる第1の特定の事例において、システム識別器は、最小平均二乗フィルタ処理を用いてA及びBマトリックスと状態ベクトルXとについて解く。別の特定の事例において、最適コントローラと共にMGPCを用いて、システム識別器は、再帰最小平均二乗フィルタ処理を用いてA及びBマトリックスと状態ベクトルXとについて解く。更に別の特定の事例においては、最適コントローラと共にMGPCを用いて、システム識別器は、神経ネットワークを用いてA及びBマトリックスと状態ベクトルXとについて解く。

【0013】本発明の更に別の目的及び利点は、以下の記述と添付の図面をレビューすれば当業者により認識できるであろう。

【0014】

【発明の実施の形態】本発明の原理の理解を促進する目的のため、図面に図示された実施形態に対して言及し、特定の用語が同じものを記述するため用いられるであろう。それにも拘わらず、本発明の範囲の制限はそれらにより意図されてなく、また、本発明に関連する技術分野における当業者により通常生じるであろう説示された装置の代替、更には修正、及び説示された本発明の原理の更に別の適用が企図されていることを理解すべきであろう。

【0015】ここで、図1～図4を参照すると、振動あるいは雑音が生じ得るシステムの種々の例が示されている。図1の車両20、図2のアンテナ53、図3のエンジン63、あるいは図4のモータ80のような振動する本体が取り付けシステムにより支持システムに取り付けられているとき、取り付けシステムがエネルギーを吸収するか、振動を打ち消すかするように設計されていないならば、本体からの振動は支持システムに伝達される。

【0016】更に、あるシステムは、図1の道路からの入力30による振動のような、システムに関連した更に別のランダムな振動を有し得る。図1～図4に示される特定のシステムを使用することは事例のみの意味である。振動を受ける追加のシステムは、それらに係わる重機械、敏感なコンピュータ、及び他の電子装置、RV内の、又船内の、又航空機、戦闘機のボード上の発電機、地震や強い風の流れに曝される土木構造物及び建造物、組み合わせ煙突、消音器、光学テーブル、医療装置、車両のエンジン本体の構造体等を含み、これらは、本明細書の色々の実施形態に示されるように、本発明を用い得るシステムの全ての例である。

【0017】図1をより特に参照すると、車両20の内

部に座っている運転手10が示されている。動作時に、色々の振動を促進する力が車両20に作用する。例えば、車両20は、ランダムな振動源である道路入力30と、反復性の振動を生じるエンジン40からのエンジントルクパルスの双方を受けている。道路入力30と、エンジン40からのエンジントルクパルスに起因する振動は、乗客の仕切り客室の占有者に伝えられ得る。生じた振動は、占有者にとって過剰な振動及び／又は雑音のように見える。

【0018】車両20は更に能動サスペンションシステムを含み、当該能動サスペンションシステムはとりわけショックアブソーバ48のようなもの、及びエンジン40を車体に支持する能動エンジン取り付け部材42を含む。

【0019】理想的には、車両20に作用する力を測定する最適な方法は、道路及びエンジンの励起を直接測定する方法であろう。そのように取り付けられたセンサーを「直接フィードフォワード」センサーと呼ぶ。しかしながら、センサーをタイヤ上あるいはエンジン内に置くのは実行不可能である。そこで、加速度計、カトランジュサ、変位センサー等のような振動センサー22が、ステアリングコラム26に取り付けられ、任意にマイクロフォン28が運転手の頭部領域の近くに配置されている。センサー22及びマイクロフォン28を用いて、フィードバックを用いる能動振動制御システムの効力(efficacy)あるいは性能(performance)を検出し、従って、これをここでは性能センサー(performance sensors)又はフィードバックセンサーと呼ぶ。性能センサー22及び28は、乗客キャビン25内で検出されて得られた振動量を表す信号をコントローラ43に伝え、当該コントローラ43が次いで、能動エンジン取り付け部材42のアクチュエータを制御するため用いられる。本発明の全ての実施形態で用いられるアクチュエータは、共通に知られているいずれのタイプであり得て、それらの幾つかの例は、電磁的の、液圧の、空圧の、圧電性の、電気機械的の(ピストン(forcers)あるいは加振機)、電気液圧的の、形状記憶合金等のものである。性能センサー22は、乗客キャビン内で感知された振動を示す信号を生成し、その信号をコントローラ43に伝える。マイクロフォン28を用いて、車両20の乗客キャビン25内で検出され雑音として現される振動量を感知する。

【0020】ここで注目したように、励起源における入射励起を測定することは有用であり、そのため励起に関連する進んだ情報(即ち、生じた振動の大きさと時間)を提供する。多くの現実のシステムにおいて、振動源あるいは雑音源を直接感知することは不可能であり、あるいは該源は、局所化された励起として識別可能であり得ない。しかしながら、ランダムな励起を単純なフィードバック信号から予測できないので、直接の源即ちソース

(フィードフォワード)測定が必要である。そのような信号を得る問題を解決するため、本発明は、「疑似」フィードフォワード信号を用いて動作する制御技術を開発している。即ち、図1の事例を用いて、人がタイヤ47上の道路励起30を測定できない場合、人は、出来る限り構造体(即ち、性能点(performance point))の前以て励起を測定し、即ちタイヤ近くの車軸の加速度計49を用い、そして、その情報をフィードフォワード信号のフィルタ処理された(あるいは「疑似の」)ヴァージョン(version)として用いて、

道路入力による振動が車両の内部に到達できる前に必要な制御作用を予測することが出来る。電子的伝達が生じる速度は、振動波あるいは音波が適用可能な媒体を介して伝達する速度よりはるかに早いので、予測測定は可能である。

【0021】そこで、疑似フィードフォワードセンサー44及び49が、励起源近くの励起のフィルタ処理された測定値を生成するため設けられていた。より詳細には、センサー44がエンジン40の近くに取り付けられ、そのため、エンジン40近くに現れる反復性励起を示す信号を生成してコントローラに供給する。同様に、センサー49が車輪47近くで車軸46上に取り付けられ、そのため、タイヤ47に作用するランダムに発生する道路入力30を示す信号を提供する。そこで、これらの疑似フィードフォワードセンサー44及び49は、励起が振動及び/又は雑音を乗客キャビン25内に生じさせる前にこれらの励起を検出する能力を有する。センサー44及び49により測定されて得られた信号は、真の励起点ではないが、むしろ励起源近くの点で測定されるためセンサー位置と励起源との間に接続される実際の構造体によりフィルタ処理されるので、センサー44及び49により測定されて得られた当該信号は、フィルタ処理されている、又は構造的にフィルタ処理されていると呼ばれる。これは、多重疑似フィードフォワード及びフィードバックセンサーを用いるシステムの一例である。以下の事例で分かるように、より少ないあるいはより多い数のセンサー及びアクチュエータを本発明に従って用い得る。

【0022】図2を参照すると、アンテナ53が、振動制御情報を性能(フィードバック)センサー56から導出する静止アンテナシステム50の一部として図示されている。アンテナシステム50とアンテナ52との間に、コントローラ54からの制御信号にตอบสนองして垂直及び水平の力を印加するアクチュエータ55がある。コントローラ54は性能センサー56からの入力に基づいて応答を導出し、当該性能センサー56は、フィードバックを用いて能動振動制御システムの効力即ち性能を検出するよう機能する。こうして、アンテナ52とそれに関連したアンテナ53を図1に関して前述したと同様に有効に安定化することができる。

【0023】図3においては、エンジン63が、移動エンジンシステム60の一部として図示されている。エンジン63と、可動フレーム61上のモータ取り付け部材62との間に、コントローラ64からの制御信号にตอบสนองしてエンジン63の反対側に垂直力を印加するためのアクチュエータ65がある。コントローラ64は、性能センサー66と疑似フィードフォワードセンサー67とからの情報に基づいて制御信号を導出する。当該疑似フィードフォワードセンサー67は、エンジン63が取り付けられているトレーラー68の車軸上に配置されている。性能センサー64は、フィードバックを用いて能動振動制御システムの効力即ち性能を検出するよう機能する。一方、疑似フィードフォワードセンサー67は、道路入力即ちトレーラー振動による将来の振動を表す信号を送る。こうして、移動エンジンシステム60では、振動制御が、図1～図2及び図4に関して説明したのと同様にして改善される。

【0024】ここで図4を参照すると、振動が発生し得るシステム70の第4の事例が示されている。支持システム78に取り付けられた、電子航行装置、高精度機械、あるいはコンピュータのような敏感な電子装置75であって、船71の船上のアクチュエータ76を含む本発明に従った能動振動制御システムを有する電子装置75を考える。図4のシステム70において、幾つかの異なるソースからの振動が、船71に、そのため船71の船上の装置75に作用している。振動の第1のソースは、船71に打ち付ける海の波72による予測不可能な(ランダムな)振動に帰することができる。これらのランダムな振動の便利で直接の有効な測定がないので、加速度計のような、船体の振動センサーを用いて、波の効果のフィルタ処理されたヴァージョンを取り上げることができる。更に、ロータあるいはプロペラ79を駆動する電気モータ80が、電子装置75に作用する振動の第2の予測可能なソースを提供する。

【0025】電子装置75に入射する振動量を押し止めるあるいは制御するため、波72及び船71の上のモータ80の効果を表すフィルタ処理されたあるいは「疑似」の感知された信号が、コントローラ74へセンサー73及び81から送られる。再び、生じた振動が電子装置75に到達するのを許す前に、センサー73及び81により生成された信号を用いて電子装置への励起の将来の振動効果を予測するので、センサー73及び81により生成された当該信号は「疑似」フィードフォワード信号である。

【0026】更に、支持部材78に取り付けられ、コントローラ74に接続された性能あるいはフィードバックセンサー77は、振動制御システムの性能を示すフィードバック信号をコントローラ74に伝える。センサー73、77及び81から電子コントローラ74に伝えられる信号を用いて、励起の性質を予測し、そして、誘導さ

れた振動から装置75を保護するため能動取り付け部材76を駆動する必要な制御信号を生成する。

【0027】代替的に、センサー81は省略し得て、モータ80によるような反復性の振動は、センサー77からのフィードバック信号を全体に用いて補償され得る。更に、センサー77からの信号は、システムに存在するいずれの反復性の励起を予測して補償するために用いられ得るばかりでなく、いずれのDCレベルあるいは残りの不所望の振動及び／又は雑音を排除するためにも用いられ得る。

【0028】このように、本発明の全体に好適なシステム形態は、2つの信号、即ち、図1、図3及び図4に示されるように疑似フィードフォワード及びフィードバックを用いる。しかしながら、図2に表されるようにフィードバックセンサーのみを用いて本発明を実現し得るであろう。上述したように、図1～図4に示される事例の使用は限定を意味しない。ランダムな及び／又は反復性の励起を受ける色々のシステムが、本発明の実施形態のいずれかの使用により恩恵を蒙るであろう。

【0029】ここで図5を参照すると、単一の疑似フィードフォワードを用いてランダム励起を検出し、かつ単一のフィードバックセンサーを用いて性能を伝える本発明の1つの実行形態のブロック図が示されている。これは、本明細書に記載されている色々の実施形態におけるように限定することを意味せず、各タイプの複数のセンサーを用い得る。ランダム振動502と反復性振動504とが共に、加算器505で表されるように加わり、構造体570に作用する。当該構造体570は、本明細書において注目されるように、振動及び／又は雑音を受けるいずれの構造体で有り得る。車両20から成るシステムはランダムな道路振動と反復性エンジン振動とを受ける図1の事例において、励起源に可能な限り近くでランダム振動を測定することが望ましい。これは、励起事象による実際の振動が存在する前に将来の振動の予測を可能にしたため、振動が車両20の乗客キャビン25に到達する前に、コントローラ及びアクチュエータにその振動を押さえさせる。

【0030】しかしながら、その事例と関連して注目されるように、ランダム励起センサーを直接ランダム励起のソース、即ちタイヤに置くことは実行不可能であり、そこでそのセンサーが、実際出来るだけ当該ソース近くに配置される。車両の事例において、フィードフォワードセンサーが、タイヤよりむしろ車軸に配置され、それ自体では実際即ち直接の励起が測定されなかった。代わりに、フィルタ処理された励起が車軸で感知され、それはタイヤの実際の励起の結果であった。それとして、図5は、実際のランダム励起502が、疑似フィードフォワードセンサー520が付けられたシステムの構造体によりフィルタ処理されることを示し、それが構造フィルタ(structural filter)510によ

り表されている。疑似フィードフォワードセンサー520は、加速度計、圧電センサー、あるいは本明細書で開示したような他のタイプのセンサーで有り得る。疑似フィードフォワードセンサー520は、フィルタ処理された励起を表す信号をシステム識別器525に伝える。本明細書において用いられるように、システム識別器は、以下で記載するような、システム学習コード又はシステム学習デバイス、あるいはシステム特性を識別するいずれの他のシステムで有り得る。更に、構造体570上あるいはその近くであるがアクチュエータから離れて配置された性能即ちフィードバックセンサー550が、構造体570で存在する感知された振動を表す信号をシステム識別器525に伝える。システム識別器525の目的は、性能センサー550と疑似フィードフォワードセンサー520とから得られた信号と、アクチュエータ入力 of 印加との関係(即ちマッピング関数)を導出することであり、当該アクチュエータ入力を表す制御信号は、システム識別器525に最適コントローラ530からフィードバック経路555を介して伝えられ得る。代替的に、アクチュエータ出力に関連する情報は、他の方法、例えば、アクチュエータに配置されるセンサーを用いて制御駆動信号を直接サンプリングすることにより得ることができる。アクチュエータ出力の適用とセンサー入力との関係は、最適コントローラ530に伝えられる。

【0031】本明細書で述べられるように、センサー520及び550は、多重センサーでよく、また各々が単一のセンサーであってもよい。更に、詳細に図5に示されないにも拘わらず、センサーは、反復性励起源の近くに配置され得て、そのため当該反復性励起源の疑似フィードフォワードを提供する(即ち、図1におけるエンジン40の近くセンサー)。

【0032】最適コントローラ530は特別の最適制御アルゴリズム及び最適化を用い、全てのアクチュエータ560に対する制御駆動信号を生成する。更に、前述したように、フィードバックループ555は、最適コントローラからのフィードバック信号をシステム識別器へシステムの使用のため提供する。アクチュエータ560は、反作用力あるいは相殺力を作り、これらの力を構造体570に印加する。アクチュエータ560は、本明細書で述べられるように、いずれの既知のタイプのアクチュエータでよい。図5は、本発明の色々の実施形態に関連してより詳細に本明細書で説明されるであろう。

【0033】ここで図6を参照すると、本発明の教示による振動制御システム90の1つの有り得る実行形態のブロック図が示されている。図6は、図5と関連して前述したシステムや、あるいは図7と関連して以下で述べられるシステムのようなシステムを示す。当該システムを用い得て、各実施形態と関連して以下に述べられるいずれの変更あるいは代替を受けた本明細書で述べられる本発明の多くの実施形態を実現する(即ち、マイクロプ



ロセッサよりむしろアナログハードウェアを用いて神経ネットワークの実現)。構造体99は、1つ又は複数の振動源91から振動を受け且つ本発明の能動振動システムが作用するよう設計されているシステム構造体を表す。1つ又は複数の振動源91は、図1の車両20に作用する道路入力30やエンジン40のような、反復性振動源及び/又はランダム振動源であり得る。1つ又は複数のセンサー92aは、システムに存在し得るいずれかの疑似フィードフォワードセンサーを表し、(当該センサーの例は加速度計、カトランスジューサ、タコメータ、変位センサー等であり得て、)当該センサーは励起源の近くに配置されている。1つ又は複数の性能センサー92bは、構造体99にあるいはその近くに配置されたいずれのセンサーを表し、振動制御システム90の効力を示すフィードバックを提供する。

【0034】図6において、システム識別器(図5の525)及び最適コントローラ(図5の530)の双方が、単一のコントローラ94を用いて実現され、当該コントローラ94はセンサー92a及び92bの出力を受け取る。センサー92a及び92bの出力は、A/Dコンバータ93のようなアナログ信号コンバータ/条件付けモジュールに供給される。1つ又は複数のセンサー92aからの信号が既にデジタル形式で提供されたならば、A/Dコンバータ93をエイリアシングのためのフィルタにより置換し得る。

【0035】その結果として生じるデジタル信号は、コントローラ94に関連したランダムアクセスメモリー即ちRAM95aに供給される。記憶されたデータは、コントローラ94の読み出し専用メモリー即ちROM部95に記憶されているアルゴリズムによりシステムのプロセッサ即ちCPU及びコプロセッサ96により処理される。ROM部に記憶されているこれらのアルゴリズムは、システム学習コード、最適化コード及び特殊化された最適制御コードを含む。これらのコードは、更に特に、以下の色々の実施形態の記述と関連して且つ図13~図19と関連して述べられる。

【0036】適切なデータ操作の後に、CPUは適切な制御信号を発生し、この制御信号は、D/Aコンバータ97を用いてアナログ信号に変換し、1つ又は複数のアクチュエータ98に送られる。1つ又は複数のアクチュエータ98は、構造体99に作用して1つ又は複数の振動源91により生じた振動を打ち消す。

【0037】ここで図7を参照すると、本発明の好適実施形態の振動制御システム100のブロック図が示されている。この最初に記載される好適実施形態において、システム識別器(図5の525)は人工神経ネットワークを備え、当該人工神経ネットワークを用いてフィードバックセンサー及び疑似フィードフォワードセンサーからの感覚情報を処理することにより構造体の動力学即ち車両20を自動的にオンラインで学習し、且つ学習した

動力学を状態空間形式で表す。

【0038】図5に示される実施形態と図7に示される実施形態との間の1つの差の範囲は、(ランダム振動か反復性振動のいずれかである複数のソースで有り得る)多重励起源の近くに配置された多重疑似フィードフォワードを用い得ることである。これは、神経ネットワークの使用に対する1つの利点は多重入力ソース(即ち、疑似フィードフォワードセンサー及び/又は多重フィードバックセンサー)からのデータが早い学習と適合のため並列分散化処理を用いて処理され得ることだからである。更に、多重出力を神経ネットワークから生成し得る(MIMO)。この実施形態は多重センサーを用いて示されているにも拘わらず、実際にはより少ないセンサーを用いてもよい。例えば、1つ又は2以上のフィードバックセンサーを、疑似フィードフォワードセンサーなしの神経ネットワークを採用するシステムに用いることができ、またその逆でもよい。

【0039】振動制御システム100は、(図1のセンサー44及び49に対応し得る)疑似フィードフォワードセンサー144及び149であって潜在的な励起源に近接して配置されたものを含む。更に、(図1の性能センサー22及びマイクロフォン28に対応し得る)1つ又は複数の性能センサー124が、振動が作用するシステムの構造体140あるいは性能点上又はその近くに配置される。

【0040】人工神経ネットワーク110は、入力を、疑似フィードフォワードセンサー144及び149と1つ又は複数のセンサー124から受け取る。システムパラメータを識別するため作用する神経ネットワーク110は、入力を最適コントローラ120に提供し、当該最適コントローラ120は当該入力を分析して制御信号をアクチュエータ114に提供し、システム140に作用している感知された励起及び振動を打ち消す。(図5におけるフィードバック経路555と類似の)フィードバック経路125は、最適コントローラ120の出力から神経ネットワーク110の入力へのフィードバックループを提供することにより追加の情報を神経ネットワーク110に提供してシステムの動力学を学習するのを支援する。加算器ブロック150は、振動を打ち消すため、アクチュエータにより生成された励起源及び制御振動による複数の振動の加算を表す。

【0041】センサーから神経ネットワーク110へ供給された信号を用いて、(例えば、車両、潜水艦、光学テーブル、産業機械等である)構造体140の動力学を「学習」して、構造体140の状態変数に正確に追従する出力信号を提供する。これらの変数は、1つ又は複数の性能センサー124により得られた性能測定値を含むが、該これらの変数は、神経ネットワーク110により用いられ、自己調整を実行する。各種の状態の知識により、最適コントローラ120が、必要とされるアクチュ

エータの真の最適な大きさの力を提供するようにし、構造体に到来する振動を打ち消す。

【0042】神経ネットワーク110のような神経ネットワークは、複数のニューロンから成る。生物学的ニューロンは、樹状突起と呼ばれるものを備える分岐構造体から構成されていると考えられており、ニューロンは他のニューロン、即ち、細胞体(soma)と呼ばれるセル本体、軸索と呼ばれる長い伝達線のような構造体、及びシナプシスのボタンと呼ばれる軸索の尾部端部におけるブラシ状の構造体から信号を取り上げると考えられている。本発明のこの実施形態で用いることができる生物学的ニューロンの1つの工学的解釈が図8に示されている。

【0043】ここで特に図8を参照すると、複数の入力信号 $x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n$ がj番目のニューロン110aの入力チャンネル111に導入される。ニューロン110aは一例であるが、各個別のニューロンが、異なる重み付け関数112,  $w_{ij}$ を伴って各入力を取り、重み付けされた入力を加算増幅器113を介して送る。その和 $u_i$ は非線形関数 $[g]$ 114、典型的にはS字(sigmoid)関数を通して送られ、出力信号 $v_i$ を形成する。出力チャンネル115が分岐して出て用いられ、入力信号を他のニューロンに供給すると共に出力信号を図7の最適コントローラ120に供給する。

【0044】数学的には、ニューロン110aの処理は次のとおり表せる。

【0045】

【数7】  $v_i = g(u_i)$

ここで、

【数8】

$$u_j = \sum_{k=1}^n w_{jk} v_k$$

複数のこれらのニューロン110aが互いに接続されるとき、これらのニューロンは神経ネットワーク110のような神経ネットワークを形成する。

【0046】本発明の好適実施形態は、人工神経ネットワークを用いて、振動している構造体と音響界(field)を表す。各モードを数学的に2次微分方程式により記載できるので、2つのニューロンが、構造体あるいは音響界において各モードに対して用いられる。第1のニューロンを用いて変位を表し、第2のニューロンを\*

$$v_i = g(u_i)$$

【数10】

$$\frac{du_i}{dt} = \sum_{j=1}^n w_{ij} v_j + I_i \quad (2)$$

ここで、 $u_i$ はi番目のニューロンにおける活動化レベルであり、 $v_i$ はj番目のニューロンの出力であり、 $I_i$ はi番目のニューロンに対するバイアス項である。 $w_{ij}$

\*用いてそのモードの速度をモデル化する。こうして、振動のn個のモードを有する構造体に対して、2n個のニューロンを用い得る。これらのニューロンが、ホプフィールド(Hopfield)神経ネットワークのように既知の要領で接続される。ホプフィールド神経ネットワークは、取り分け、“最適化問題における判断の神経の計算(Neural Computation of Decisions in Optimization Problems)”(Biological Cybernetics, Vol. 52, 1985, pp. 141-152)という題名の論文、及び“単純な神経最適化ネットワーク：A/Dコンバータ、信号判断回路及び線形プログラミング回路(Simple Neural Optimization Networks: An A/D Converter, Signal Decision Circuit, and a Linear Programming Circuit)”(IEEE Transactions on Circuits and Systems, Vol. 33, No. 5, May 1986, pp. 533-541)という題名の論文に記載されている。これらの文献は参照により本明細書に組み込まれている。

【0047】ここで図9を参照すると、ホプフィールドモデルに基づいた、神経ネットワーク110に対する1つの構造体が表示されている。ホプフィールドモデルを、本発明の好適実施形態に従ってここで用い得る。各ニューロンがそれ自身の活動化レベルの影響下でホストの入力の非線形関数を計算することをモデル化するため、電子モデルは、各ニューロンに対するバイアス電流 $I_i$ を提供する。それとして、図9は、各々が入力バイアス信号 $I_1 \sim I_n$ のそれぞれを有するn個のニューロン $u_1 \sim u_n$ を記載する。更に、各ニューロン $u_i$ は、入力を、ネットワーク110内の他の各ニューロン $u_j$ からの出力から得ると共に、フィードバック入力を自身から受け取る。このフィードバックは、ホプフィールドネットワークのダイナミックシステムへの印加を可能にする。更に、各ニューロンの出力 $v_i$ が、最適コントローラ120に提供される。図9のネットワーク110について連続した時間における各ニューロンの活動に対する運動の方程式が次のとおり記載できる。

【0048】

【数9】

(1)

は、i番目のニューロンとj番目のニューロンとの間の接続に対する重み付けである。

【0049】ここで図10を参照すると、図9のネットワークを電子構成要素を用いて構成し得る1つの有り得る方法が表示されている。各ニューロンを、キャパシタ、抵抗及び非線形演算増幅器から作り得る。接続の重みは、適切な値の抵抗で有り得る。図10と関連して記述

されるハードウェアを用いて神経ネットワーク110の実現が更に、ホプフィールド他の上記組み込まれた文献や他のものに記載されている。更に、記載されたニューロンの構成を用いるならば、アナログ/デジタル(A/D)コンバータ(図示せず)を、図7の神経ネットワーク110と最適コントローラ120との間に用いるべきである。

【0050】神経ネットワーク110はアナログハードウェアを用いて実施し得るにも拘わらず、図6に関連して述べられ、そして図12に関連してより完全に述べられるような、マイクロプロセッサのROMに記憶されているアルゴリズムにより実行することが好ましい。アナログハードウェア、マイクロプロセッサ、マイクロコントローラ、デジタル信号プロセッサ、又はアナログ及びデジタルのハイブリッド等を本実施形態の全部又は一部を実現するのに用い得るので、オンボードROMを\*

$$Y = CX$$

ここで、 $X$ は構造体の動力学を表す変数のベクトル(例えば、モデル特性)であり、 $V$ は励起入力である。マトリックス $A$ 及び $B$ は、例えば、自然周波数及びダンピング比である構造体パラメータを含む。 $Y$ は性能点での測定値を表す構造体出力のベクトルであり、 $C$ は測定値及び状態変数に関連するマトリックスである。本明細書で考慮される構造体の時間変動特性により、マトリックス $A$ 及び $B$ が時間に対して変動すると仮定することを注目すべきである。

【0054】神経ネットワークは、ベクトル $V$ 及び $Y$ を与えられるであろう。ここで、 $V$ は、励起源の近くに配置されたセンサー(即ち、図7の144及び149)の出力であり、 $Y$ は、性能センサー(図7の124)からのセンサー出力である。更に、 $A(t)$ 及び $B(t)$ は、リアルタイムに識別されなければならない。こうして、神経ネットワーク110(図7~図10)は、センサーからの入力を用いてシステムの動力学を自動的に学習するであろう。それとして、本発明の本実施形態は、いずれかの振動又は音響システムに実施され得る。それは、感覚入力を与えられ、神経ネットワークは、システムの動力学を「学習」することができ、即ち、 $A$ 及び

\*持つマイクロプロセッサの使用に制限すべきでない。

【0051】更に、本好適実施形態において、神経ネットワーク110を実現するマイクロプロセッサは更に、(図14、図15及び図18に関連して述べられる)最適制御コードを含み得る。どの場合においても、センサー入力を受け取るA/Dコンバータを、神経ネットワーク110を実現するため用いられるマイクロプロセッサの中に導く回路内に含み得る。

【0052】図10の回路の構造体の動力学を考慮するのにあたり、構造体の状態空間表示を次のとおり考慮する。

【0053】

【数11】

$$\dot{X} = AX + BV \quad (2.3)$$

【数12】

(2.4)

※動あるいは雑音の消去の最適能動制御に自動的に同調させることが可能となる。図11は、本発明の神経ネットワーク110を実行するブロック図を示す。ここで、 $A^*$ 及び $B^*$ は、ネットワークが「学習している」 $A$ 及び $B$ マトリックスのそれぞれの推定値である(なお、以下、「 $X^*$ 」は、 $X$ の上に $*$ が記載された記号を意味する。)

【0055】上述のように、 $A$ マトリックスは状態マトリックスであり、一方 $B$ マトリックスは入力マトリックスである。 $A$ 及び $B$ マトリックスの各エレメントに対して、1つのニューロンが存在するであろう。例えば、構造体が、3つのモードを持ち、2つの制御アクチュエータを用いるならば、 $A$ は $6 \times 6$ のマトリックスにより表され、 $B$ は $6 \times 2$ のマトリックスにより表されるであろう。こうして、実施される人工神経ネットワークは、合計48のニューロンを有し、 $A$ マトリックスのエレメントに対して36のニューロンで、 $B$ マトリックスのエレメントに対して12のニューロンである。接続重み( $w_{ij}$ )及びバイアス項 $I_i$ は、以下の式からオンラインで導出される。

【0056】

19

【数17】

$$\dot{\Pi}_i = (\hat{A} - KC)\Pi_i + v_i I \quad (6)$$

【数18】

$$X = \phi^T \theta + \exp.(\bar{A}t)X(0) \quad (7)$$

\*

$$\theta^T = [a_{11}, a_{12}, \dots, a_{nn}, b_{11}, b_{12}, \dots, b_{nm}] \quad (8)$$

【数20】

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix}$$

【数21】

$$B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \dots & b_{1m} \\ b_{21} & b_{22} & \dots & b_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{n1} & b_{n2} & \dots & b_{nm} \end{bmatrix}$$

【数22】

$$I = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix} = \text{単位マトリックス}$$

再び、ここで、 $w_{ij}$ はニューロンiとニューロンjとの間の接続重み(強さ)を表し、 $u_j$ はニューロンjの活動化レベルであり、 $v_j$ はニューロンjからの出力であり、 $g(\cdot)$ はU及びVを関連付けるニューロンの非線形S字関数である。更に、mは制御アクチュエータの数であり、nは状態変数の合計数であり、 $I_i$ はニューロンに対するバイアス項である。更に、上記の式において、Aは状態マトリックスであり、Bは入力マトリックスであり、Cは出力マトリックスである。更に、 $\eta$ は学習ゲイン( $0 < \eta < 1$ )であり、 $\mu$ はフィルタ時定数であり、Iは識別マトリックスであり、 $\xi$ 、 $\Omega$ 及び $\Pi$ は中間変数である。パラメータ $\mu$ は、先のデータ即ち測定値をいかに早く忘れ、A、B及びXに対する新しい推定値を計算するのに含めるべきでないことを表すので、当該パラメータ $\mu$ は、システムの動力学がいかに早いかに基づいて選択される。図20は、神経ネットワークの動作を記述するフローチャートである。

【0058】図7に戻って参照すると、図14に示されるマイクロプロセッサのROMに記憶されているソフトウェアで実施される神経ネットワークを有する場合において、マイクロプロセッサは、感覚データと、先の時間ステップの制御出力とを受け取り、以下のことを実施する。

【0059】(1) 神経ネットワークを付勢して入力

20

\*ここで、 $A^- = A - KC$  (なお、以下、「 $X^-$ 」はXの上に $-$ を記載された記号を表す。)、 $A^+ \equiv A$ の推定値、及び $B^+ \equiv B$ の推定値である。

【0057】

【数19】

／出力データを用い且つシステムの動力学を学習する。  
10 このステップの結果が、図11及び図20によるA及びBマトリックス、及び状態ベクトルXの計算結果である。

【0060】(2) A、B及びCマトリックスを用いて最適制御信号を計算する。

【0061】(3) 結果として生じる制御信号を1つ又は複数のアクチュエータ114にD/Aコンバータ112により送る。神経ネットワークがハードウェアで実施されるならば、マイクロプロセッサのみが上記(2)及び(3)のステップを実施し、(A/D)コンバータは、神経ネットワークと最適コントローラとの間に設けられ、デジタル化された入力を該コントローラに提供する。

【0062】より詳細には、神経ネットワーク110がマイクロプロセッサを用いて実施されるならば、この神経ネットワーク110と最適コントローラ120を実施するため用いられるマイクロプロセッサは、以下のとおり動作する。

【0063】(1)  $X(0)$ 、 $A(0)$ 及び $B(0)$ に対して、同様に $\Omega(0)$ 及び $\Pi(0)$ に対して初期値を取り出す(これらは全て初期にゼロであるように選択され得る。)

(2)  $\theta$ ベクトルを形成する。

【0064】(3)  $Y = CX$ の関係に従って状態変数及び出力を選択してCマトリックスを識別する。

【0065】(4) オブザーバ・ゲインKを選ぶ。なお、このオブザーバ・ゲインKは、通常構造解析で考慮される最高周波数の5~10倍である。

【0066】(5)  $\Omega$ 及び $\Pi$ を用い且つ式(4、5)を用いてベクトル $\phi^T$ を形成する。

【0067】(6) 接続重み( $W_{ij}$ )とバイアス項 $I_i$ を式(3)及び(4)から計算する。

【0068】(7) 信号をセンサー(図5における144、149及び124)から読み、 $u_i$ 及び $Y_i$ を得る。

【0069】(8) 式(1)及び(2)を、ステップ6及び7において得られた結果に基づいて解き、神経出力を見つける。

【0070】(9)  $\phi^T$ ベクトルのエンタリーに等しく、結果として生じる $n \times n$ 及び $m \times n$ の神経出力をセッしてA及びBに対する推定値を見つける。

【0071】(10)  $A^{-1}$ の固有値を計算し、 $K$ を計算することにより、 $A^{-1}-KC$ 固有値が変えられる。

【0072】(11) 上記の1次微分方程式(5)及び(6)を解き、 $\Omega$ 及び $\Pi$ を得る。

【0073】(12) 上記の式(7)を用いて状態変数 $X$ を見つける。

【0074】(13) ネットワークが平衡に到達するまで、上記のステップ5~12を繰り返す。

【0075】(14)  $A$ 、 $B$ 及び $X$ を記憶する。図20は、 $A$ 、 $B$ 及び $X$ を得る本実施形態の神経ネットワーク110(図7)の動作のフロー図である。神経ネットワークは独特の安定平衡状態を有するので、ダイナミックシステム、例えば振動する構造体あるいは音響分野に対して本発明の本実施形態の方法及び装置を適用することは、システムの真の表示をもたらす。

【0076】神経ネットワークの目的は、 $A$ 及び $B$ マトリックスと共に状態ベクトル $X$ を提供することである。状態の選択に応じて、 $A$ マトリックスは、種々のモードの自然周波数及びダンピング比を直接提供し得る。

【0077】図7に戻って参照すると、先に説明したように、神経ネットワーク110により得られた情報は、マイクロプロセッサあるいはマイクロコントローラの最適コントローラ120の論理部に転送される。神経ネットワーク110は、種々の制御システムと共に用いることができ、図14に一般的に表され、より具体的に以下に記述される図15及び図19と関連して表されるように、他の制御目的と共に振動及び雑音制御に対する異なる\*

【数25】

$$\underline{V} = -Q^{-1} B^T R X$$

従って、最適コントローラ120は以下のステップを実施する。

【0083】(1)  $\underline{V}_{\dots}$ 及び $\underline{Y}_{\dots}$ に基づいて、 $Q$ 及び $P$ マトリックスを得る。

【0084】(2) 性能点についての感覚情報から $Y$ を得る。

【0085】(3) 神経ネットワークから $A$ 、 $B$ 及び $X$ を受け取る。

【0086】(4) 既知のランゲークッタ(Runge-Kutta)アルゴリズムのようないずれの微分方程式解答器サブルーチンを用いて、上記の式(9)で与えられる1次微分方程式を解き、 $R$ を見つける。

【0087】(5) 式(10)を用い、アクチュエータに送られる最適制御信号を導出する。

【0088】(6) ステップ2~6を繰り返す。

【0089】上述から分かるように、図7~図11、及び図14、図15及び図18に示される本発明の実施形態は、振動する構造体あるいは音響分野の動力学及びシステムのパラメータを自動的に学習するため神経ネットワークを用いる知能を含む。更に、前述から理解できる

\*る種類の制御信号を生成することは注目すべきである。

本実施形態の神経ネットワークは更に、失敗診断、又はいずれのダイナミックシステムあるいは環境の状態の推定と同様に能動振動制御のために用いることができる。最適コントローラは次の仮定をする。

【0078】(1) 振動及び/又は雑音の最大許容レベルが提供される( $Y_{i,\dots}$ )ことと、

(2) アクチュエータ出力、例えば力あるいは音圧に対する最大許容レベル( $V_{i,\dots}$ )が提供されること。次いで、図7の本発明の1つの特定の実施形態において、最適コントローラ120で用いられる最適制御コードは、カルマンフィルタ処理として知られるものであり得る。カルマンフィルタ処理を利用して、最適コントローラは次のコスト関数を最小化する。

【0079】

【数23】

$$J = \frac{1}{2} \int_0^T \{ \underline{Y}^T P \underline{Y} + \underline{V}^T Q \underline{V} \} dt$$

ここで、 $P$ 及び $Q$ は、項( $1/Y_{i,\dots}^2$ )と項( $1/V_{i,\dots}^2$ )を持つ対角マトリックスである。

【0080】 $J$ が最小化されるとき、( $Y_i/Y_{i,\dots}$ )と( $V_i/V_{i,\dots}$ )の比が最小化される。

【0081】最適制御入力 $V$ を導出するため、次の式を解く。

【0082】

【数24】

(10)

ように、本実施形態は、システムにおけるセンサー及びアクチュエータの数に拘わらず、振動及び雑音の真の最適制御を提供する。それとして、本発明の上述した実施形態は、システムの先天的な知識なしにいずれの振動又は音響システムに適用され得る。

【0090】本発明の別の局面によれば、出力レベル及び出力の変化比に関するアクチュエータの物理的特性についての限定を考慮する改良された最適コントローラが提供される。現在記載されている最適制御システムが、図5に示されるモデルと関連して以下に記述される。しかしながら、図7の能動振動制御システムに関連して記述されたカルマンフィルタ処理最適コントローラ120に替わって以下に記述される最適制御システムを用いることは望ましいものであることに注意すべきである。これは、上述した実施形態におけるように式(9)及び(10)を用いて最適制御の典型的な適用において、疑似フィードフォワード信号は、 $A$ 、 $B$ 及び $X$ を見つけるため神経ネットワークによって使用されるのみで、最適コントローラ120においては使用されないからである。しかしながら、この最適制御システムは、更に疑似

フィードフォワード信号を、コントローラのアーキテクチャにおけるのと同様にA、B及びXの計算において用いる。

【0091】本発明の第2の実施形態と共に用いられる制御技術は、D. W. Clarkeその他による論文“一般化した予測制御—Part 1 ベイシカルアルゴリズム (Generalized Predictive Control—Part 1 the Basic Algorithm)” (Automatica, Vol. 23, pp. 137-148, 1987に刊行) でここに参照により組み込まれているものにより提供された一般化した予測制御の拡張である。一般化した予測制御 (GPC) 技術は、他の最適制御技術の使用を越える利点を有する。カルマンフィルタ処理が直接的なフィードフォワード及びフィードバック信号に対する1つの最適技術である一方、GPC、あるいは本明細書において修正されたGPC、即ちMGPCは、フィードバック及びフィードフォワード信号を用いてアクチュエータ出力の限定とその出力比の限定とを組み込む、一般ケースに

対する最適技術である。カルマンフィルタ及び最適調整器 (LQR) (上記の式 (9) 及び (10)) は、フィードバックのみを有する構造体に最も有用である。それとして、本明細書において記述されるMGPCは、通例の最適制御あるいはカルマンフィルタ処理の使用を越えた改良である。

【0092】図1～図4に関連して一般的に前述されたように、ランダム振動と反復性振動の双方が、一定のシステムに作用することが知られている。図5に戻って参照すると、本システムは、例えば2つという少ない数のセンサーと、単一の疑似フィードフォワードセンサーと、単一の性能センサーとを用いて実現し得るという利点を有する。更に、1つ又は複数の疑似フィードフォワードセンサーを用いてランダム及び/又は反復性の励起を測定し得る。更にセンサーを追加し、且つ上述した神経ネットワークの実施形態が、GPC又はMGPC (図19) を用いる最適コントローラに関連して用いられるならば、A、B及びXの推定値を一層早く提供し得るので、コントローラのジョブを単純化するであろう。用いられるアクチュエータは、本明細書において述べたあるいは当該技術において既知である1つ又はそれ以上のタイプであり得る。

【0093】上述したように、数学の式の使用において、及び入力センサー信号及び出力アクチュエータ信号の提供の数において、柔軟性を提供するため、アナログ回路、マイクロプロセッサ、マイクロコントローラ、デジタル信号プロセッサ、あるいはアナログ及びデジタルのプロセッサのハイブリッドを用いて、システム識別器525と最適コントローラ535の双方が実施され得る。本実施形態に関連して、マイクロプロセッサ540が用いられる。図12は、本発明と共に用いられる得

るマイクロプロセッサ540を含む、図6のコントローラ94のようなコントローラの1つの実施形態の一層詳細な図を示す。マイクロプロセッサ540を用いて、ROM538 (図13) に記憶されているコードに従ってセンサー入力処理する。先に言及したように、図12に示されるタイプのマイクロプロセッサ540を更に用いて、第1の実施形態の神経ネットワーク110及び最適コントローラ120 (図15) と共に他の最適コントローラ (図14及び図15) を実施できる。

【0094】図5のセンサー520及び550からの信号は、高周波雑音を排除するため最初に低域通過フィルタ532 (図12) に通される。次いで、該信号は、アナログ/デジタル (A/D) コンバータ534を介して送られる。12ビットA/Dコンバータが本実施形態において用いられるのが好ましいが、他のA/Dコンバータも用い得る。図12におけるようにコントローラを用いて図7の神経ネットワークを実施するならば、追加のセンサー入力を提供し得る。

【0095】A/Dコンバータ534からの信号がマイクロプロセッサ540に伝えられる。多くの標準マイクロプロセッサのように、マイクロプロセッサ540は、中央処理装置即ちCPU536を含み、該CPU536は、クロック、数学的な (math) コプロセッサ537、オンボードRAM539及びROM538を含み、該ROM538はEPROMあるいはEEPROMの形式を取り得る。更に、通信 (I/O) ポート541及び542が設けられている。図13に図示されているように、マイクロプロセッサ540のROM538に記憶されているコードが、システム学習543、最適化544及び最適アルゴリズム545のため提供され、図16～図19に示される当該最適アルゴリズム545は、以下に記述される修正された一般化予測制御 (MGPC) アルゴリズムである。ROM538は、CPUからの割り込み信号を介してアクセスされる。

【0096】ROM538に記憶されているシステム学習コード543は多くのタイプで有り得る。例えば、図14、図15及び図19において、システム学習コードは、上述した神経ネットワークの形式を取る。本実施形態の修正された一般化予測制御システムが、コード (図19) においてか又はハードウェアかいずれかで実施されるにせよ、神経ネットワークに関連して最適制御として用いられるならば、以下の式は、連続領域におけるH (S) 伝達関数と、離散領域におけるH (Z) 伝達関数とを提供する。

【0097】

$$\text{【数26】 } H(S) = C(SI - A)^{-1}B$$

$$\text{【数27】 } H(Z) = C(ZI - A)^{-1}B$$

非神経ネットワークシステムの学習コード又はデバイスが、MGPC (例えば図16～図18) と関連して用いられるとき、次の関係がこれらのポイント間で想定され

る。

【0098】

【数28】

$$H(z) = \frac{b_0 + b_1 z^{-1} + \dots + b_n z^{-n}}{1 + a_0 z^{-1} + \dots + a_{n-1} z^{-n}}$$

ここで、 $n$ はシステムの次数であり、本発明が適用される特定のシステムの実験のモデル解析により演繹的に決定できる。

【0099】システムの学習において一貫性を保証するため、コントローラは、モデル(modal)高密度の既知信号 $V(t)$ (例えば、動的さに富む信号)をアク \*

$$\hat{\theta}^T = [\hat{a}_0, \hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_{n-1}, \hat{b}_1, \hat{b}_2, \dots, \hat{b}_n]$$

【数30】 $\Phi^T(t-1) = [-y(t-1), -y(t-2), \dots, -y(t-n), V(t), V(t-1), \dots, V(t-n)]$

【数31】

$$\hat{y}(t) = \hat{\theta}^T \Phi^T$$

ここで、 $\hat{\theta}$ は未知の伝達関数の係数の推定値である。

【0101】システムの複雑性に応じて、MGPC制御コードに関連して有用な2つの有り得るシステム学習アルゴリズムは、最小平均二乗(LMS)か、再帰最小平均二乗(RLMS)かのいずれかのアルゴリズム(図17及び図18)で有り得る。これらの計算のための式は以下のように記載される。

【0102】

\*チューエータに送る。次に、同時に、センサー出力( $Y(t)$ )が得られ、同期化された入力/出力データストリームがRAM539に記憶され、その後、システム学習コードが呼ばれるであろう。システム学習コードが第1の実施形態(図16~図18)の神経ネットワークでないならば、再帰公式化を用い得る。この再帰タイプのシステム学習コードは、システム伝達関数の $a_i$ 及び $b_i$ を識別するため、入力/出力データベクトルを用いることができる。当該コードは、以下の2つのベクトルと出力の推定値 $\hat{y}(t)$ とを含む。

【0100】

【数29】

※factor)であり、 $I$ は識別マトリックスである。幾らかの過渡期間後に、 $\hat{\theta}(t)$ と $\hat{\theta}(t-1)$ とは非常に近くなり、即ち、本システムが識別されてしまい、そして $a_i$ 及び $b_i$ の最後の値が記憶される。

【0103】最小平均二乗アルゴリズム(図17)を低次のシステムに対して一般的に用いる一方、再帰最小平均二乗アルゴリズム(図18)を高次の安定なシステムに対して一般的に用いる。数値的安定性と独特の解を保証するため、システムに知能を追加する全てのタイプのシステムに対して、本明細書に記載される神経ネットワークシステムを用い得る。

【0104】最適制御コード及び最適化コード544は、本実施形態の最適-予測制御アルゴリズムの一部で

27

即ち、上記関数は、全体の入力作用力 (e f f o r t)  $V(t)$  を最小化しながら、性能点の振動 (又は雑音レベル) を規定のスレッショルド  $w(t)$  に対して出来るだけ近くに保つため、アクチュエータに送られる制御信号の関数である。更に、パラメータ  $\Gamma$  を用いて、制御作用力  $V(t)$  と結果の性能  $Y(t)$  との間の所望のトレードオフを生じる。 $\Gamma$  の選択において、 $1/V^2_{max}$  を用いることができる。なお、 $V_{max}$  は最大許容可能な制御入力である。これは、1つ又は複数のアクチュエータ560の飽和を防止するのを助ける。

【0109】ディオフェンタイン同一性 (D i o p h a n t i n e i d e n t i t y) を考慮することにより、

$$【数35】 C(Z^{-1}) = E_1 A \Delta + Z^{-1} F_1$$

である。

【0110】性能予測  $\hat{y}^-(t)$  は次式により与えられる。

$$【0111】$$

$$【数36】$$

$$\hat{\bar{y}} = G \bar{v} + f$$

但し、

$$【数37】$$

$$\bar{v} = \{\Delta v(t), \Delta v(t+1), \dots, \Delta v(t+n-1)\}^T$$

ここで、

$$【数38】 G = E_1 B / C$$

$$【数39】$$

$$f = E_1 D \Delta \gamma(t+j-1) / C + F_1 y(t) / C$$

$$【数40】$$

$$\hat{\bar{y}} = \{y(t), y(t+1), \dots, y(t+k)\}^T$$

$k$  は予測水平値 (p r e d i c t i o n h o r i z o n) であり、最適制御信号は

$$【数41】$$

$$\bar{v} = (G^T G + \Gamma I)^{-1} G^T (w - f)$$

である。

$$【0112】$$

$$【数42】$$

$$\bar{v}$$

はコスト関数に対する真の最小値を提供することを注目すべきである。それは、次式のとおりでであるからである。

$$【0113】$$

$$【数43】$$

$$\partial^2 J / \partial \bar{v}^2 = (G^T G + \Gamma I)^T, 0$$

この式は、制御されたシステムの漸近安定性 (a s y m p t o t i c s t a b i l i t y) を保証する。

【0114】制御入力  $V(t)$  の速度制約 (r a t e c o n s t r a i n t) を満足させながら早い安定な応答を提供するため選択される幾つかの設計パラメータが

28

ある。これらのパラメータは、サンプリング速度、出力に対する予測水平値  $k$  及び入力に対する予測水平値  $m$ 、及び制御ペナルティ係数  $\Gamma$  である。本発明の好適実施形態において、サンプリング速度は、安定する時間 (s e t t l i n g t i m e) の10分の1であるよう選択された。これは、インパルス応答の正確な表示と最小計算時間との間の合理的なトレードオフのためのものである。

【0115】出力予測水平値  $k$  は、疑似フィードフォワードセンサー及び性能/フィードバックセンサーの物理的位置に基づいている。 $\Gamma$  及び  $m$  の選択が相関されることにより、 $m$  を上昇させるにつれ、制御信号が一層アクティブ状態になる。 $\Gamma$  を上昇させるにつれ、制御信号がより少ないアクティブ状態になる。こうして、 $m$  を用いて、制御アクティビティの所望の程度に近付くことができる一方、 $\Gamma$  は微細な同調のため用いることができる。本発明の本実施形態のコントローラ530は、 $m$  及び  $\gamma$  を選択するため以下の規則を用いる。

【0116】(1)  $m = \Gamma = 0$  に初期セットする。

【0117】(2)  $\Delta V(t) =$  時間の50%に対する速度制約まで  $m$  を上昇させる。

【0118】(3)  $\Delta V(t) =$  時間の30%に対する速度制約まで  $\Gamma$  を上昇させる。

【0119】例えば、アクチュエータがその出力 (制御力) を  $q$  l b f / 秒の速度で変化することができる形状記憶合金であるならば、出力の実際の観測された変化が  $q$  の50%になるまで、最初  $m$  を増大して、その状態で  $m$  の値を固定する。次に、観測された変化が  $q$  の33%になるまで  $\Gamma$  を上昇させる。その状態で  $\Gamma$  の値を決定する。こうして、設計の初期段階中に  $m$  及び  $\Gamma$  の同調の短い期間が存在する。従って、上記規則が、マイクロプロセッサのROMセクションに記憶され、システムが時間と共に変化するにつれ、 $\Gamma$  及び  $m$  の新しい値が自動的に計算される。

【0120】要約すると、本発明は、システム識別器 (システム学習コード又はデバイス) と最適コントローラとを含み得る振動制御システムに関する。1つの実施形態においてはハードウェアを用いて実施される神経ネットワークを利用する1つの特定のシステム識別器が本明細書に記載されている。本発明の別の実施形態において、神経ネットワークは、マイクロプロセッサ又はコントローラにより使用されるため記憶されたソフトウェアで実施される。神経ネットワークの出力を処理するため利用される最適コントローラが、1つの特定の実施形態において、マイクロプロセッサ又はマイクロコントローラのメモリーに記憶されたカルマンフィルタのアルゴリズムとして記述された。このことは、他の最適コントローラが本明細書において記述される神経ネットワークと共に使用され得るので、限定することを意味するものではない。



【0121】更に、システム識別器により一般化予測制御の修正(MGPC)に対して提供される入力进行处理するため該一般化予測制御の修正を使用する改良された最適コントローラが本明細書において記述される。1つの特定の実施形態において、本明細書において記述されるように神経ネットワークから提供された入力进行处理するため、MGPC最適コントローラが用いられた。別の実施形態においては、MGPC最適コントローラが、最小平均二乗計算を有するシステム学習コードと関連して用いられた。更に別の実施形態において、MGPC最適コントローラが、再帰最小平均二乗計算を有するシステム学習コードと関連して用いられているように記述される。このことは、別のタイプのシステム学習コード又はデバイスが本明細書において記述されるMGPC技術と関連して用いられる得るので、限定することを意味するものでない。

【0122】本発明が、図面及び先の記載において詳細に説明かつ記述されたが、それは、例示としてであり、特徴を限定するものでないと考えるべきである。図面に個々のセンサー及びアクチュエータが示されているが、これは、一層多くの数のセンサー及びアクチュエータを反映することができる概略的な表現であることを理解すべきである。本発明のシステムと関連した少なくとも3つのアクチュエータと3つのセンサーを有することが望ましい。例えば、6つのセンサーと3つのアクチュエータとをシステムが有することがより好適である。より多くのセンサーとアクチュエータとを有することにより、3軸の回りの回転及び平行移動を含む運動の追加のモードの補償が可能になる。好適実施形態のみが示され、記述されたが、本発明の精神内に入る全ての変更と修正が保護されることが望ましいことを理解すべきである。

#### 【図面の簡単な説明】

【図1】ランダム及び/又は反復性励起からの振動が構造体に作用しているシステムであって、本発明の振動制御システムを組み込むシステムの例を示す図である。

【図2】ランダム及び/又は反復性励起からの振動が構造体に作用しているシステムであって、本発明の振動制御システムを組み込むシステムの例を示す図である。

【図6】マイクロプロセッサを含む振動制御システムであって、本発明と使用されるのに適したシステムのブロック図である。

【図7】システムの動力学を学習するため、神経ネットワークがオンラインで用いられる、本発明の第1の好適実施形態のブロック図である。

【図8】図7に示される神経ネットワークの単一のニューロンの1つの有り得る実施の図である。

【図9】本発明の神経ネットワークを形成するため図8の複数のニューロンの相互接続を示す図である。

【図10】本発明の神経ネットワークの1つの有り得るハードウェアの実施の概略図である。

【図11】マトリックスA及びBについて解き状態変数の推定値を導出するため用いられる本発明の神経ネットワークのアルゴリズムの実施のブロック図である。

【図12】図5の最適コントローラ及び/又は図7の神経ネットワーク及びコントローラ回路を、これらの実施形態の1つの好適実施において実施するため、任意的に用いられ得る回路のブロック図である。

【図13】本発明に関連して用いられるROM、及び本発明の種々の実施形態を実施するため用いられる、該ROMに記憶されたコードとを一般的に表すブロック図である。

【図14】マイクロプロセッサのROMに記憶され且つ本発明の種々の実施形態を実施するため用いられるコードを一般的に表すブロック図である。

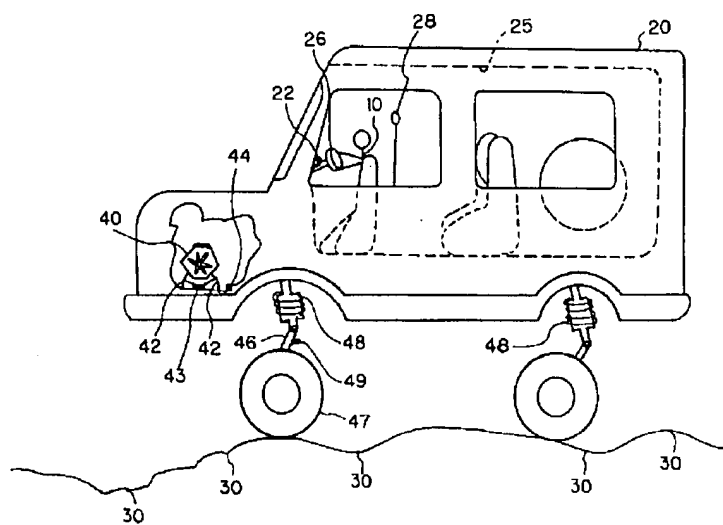
【図15】マイクロプロセッサのROMに記憶され且つ本発明の種々の実施形態を実施するため用いられるコードを一般的に表すブロック図である。

【図16】マイクロプロセッサのROMに記憶され且つ本発明の種々の実施形態を実施するため用いられるコードを一般的に表すブロック図である。

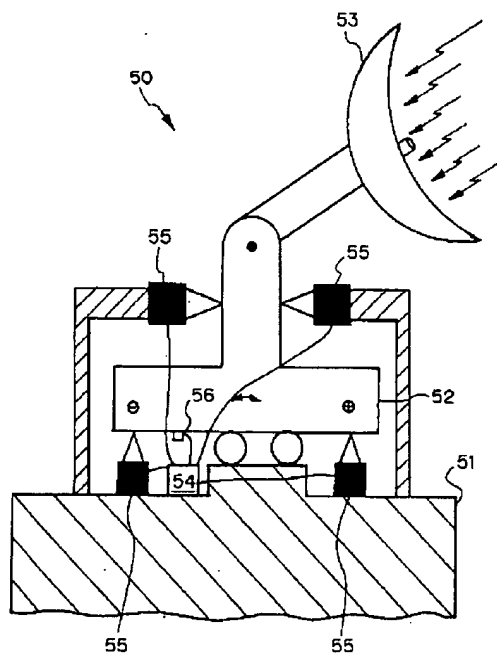
【図17】マイクロプロセッサのROMに記憶され且つ本発明の種々の実施形態を実施するため用いられるコードを一般的に表すブロック図である。

【図18】マイクロプロセッサのROMに記憶され且つ本発明の種々の実施形態を実施するため用いられるコードを一般的に表すブロック図である。

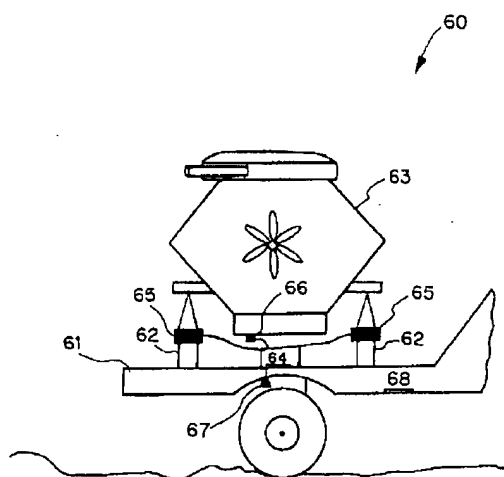
【図1】



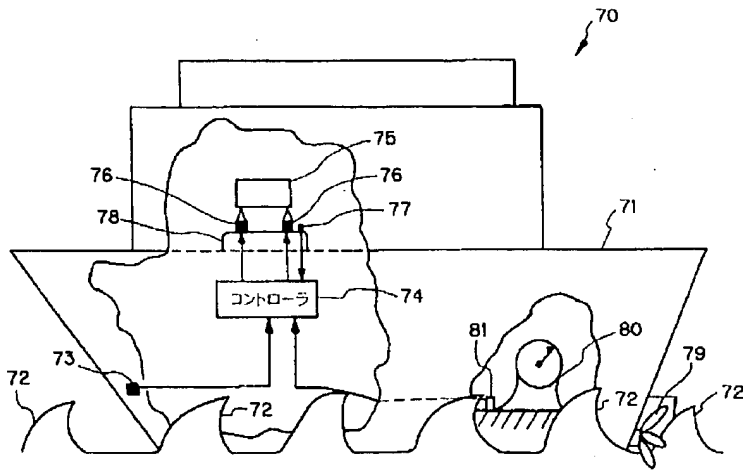
【図2】



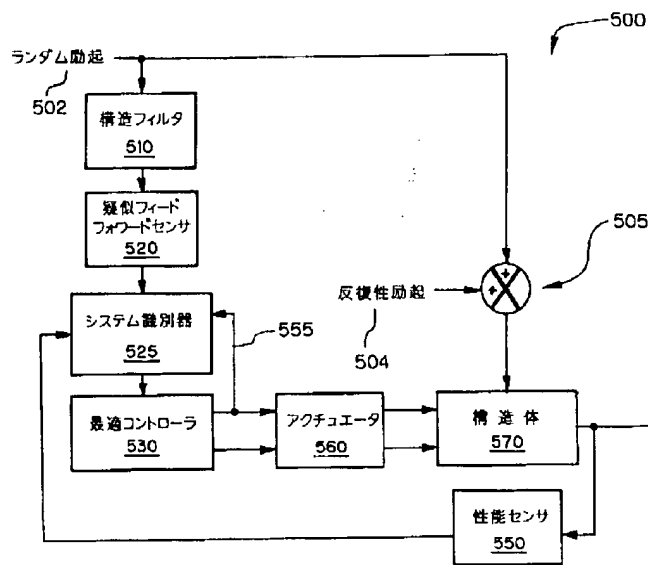
【図3】



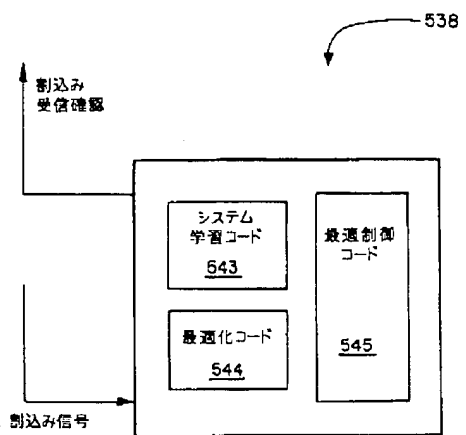
【図4】



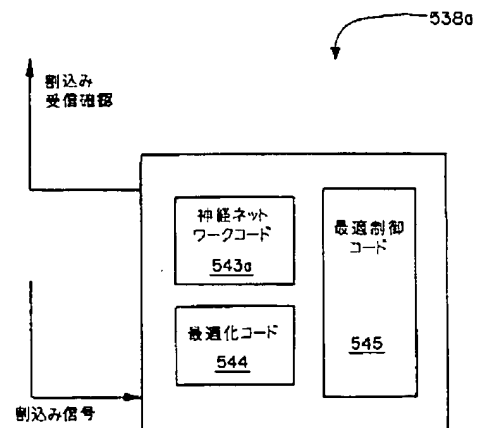
【図5】



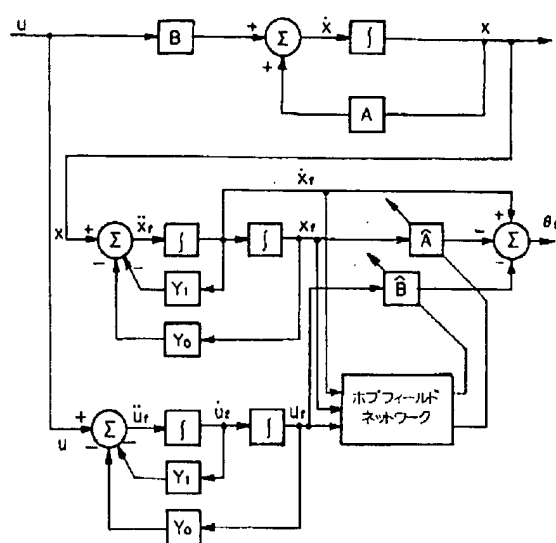
【図13】



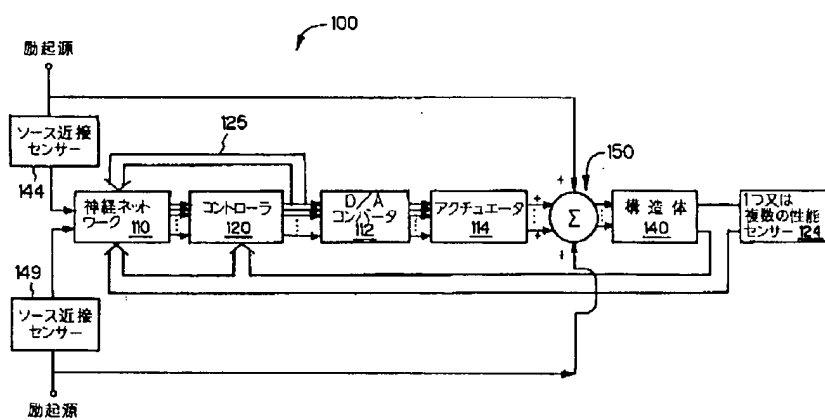
【図14】



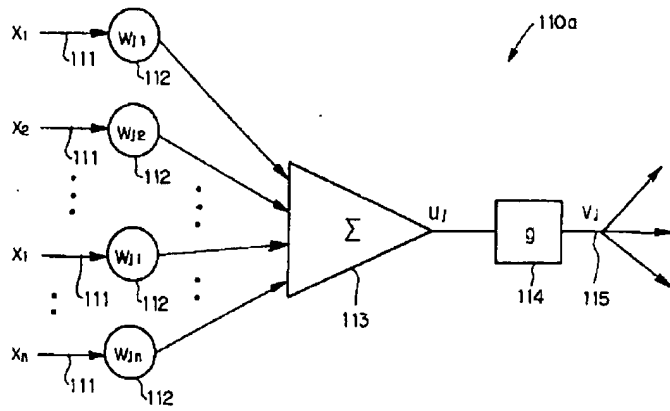
【图 1 1】



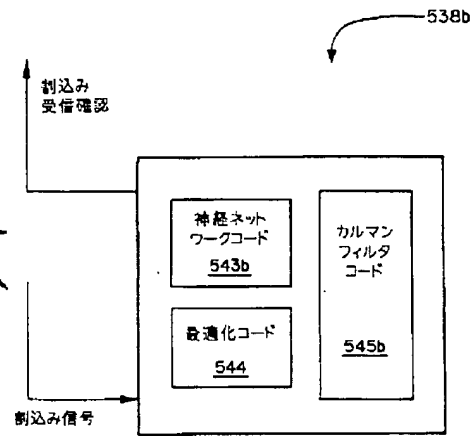
【图 7】



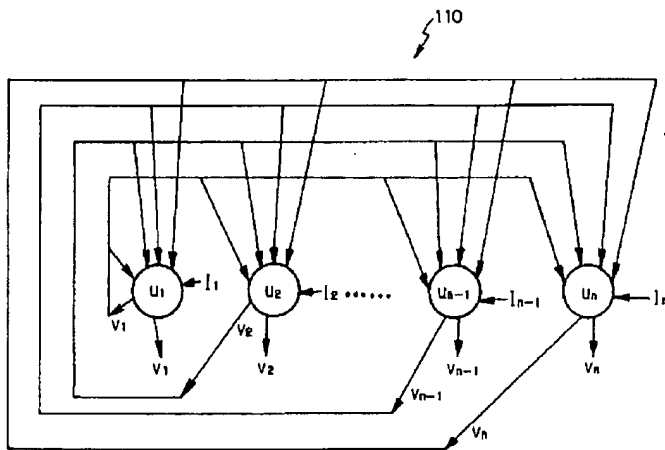
【図8】



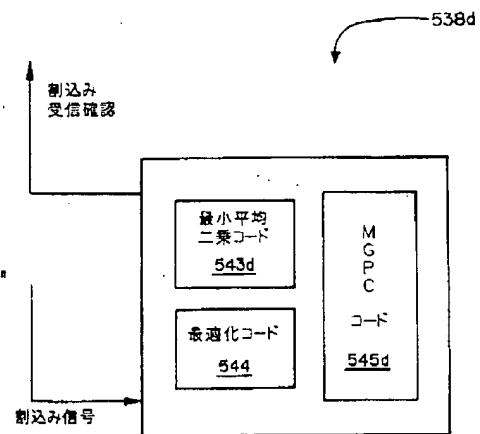
【図15】



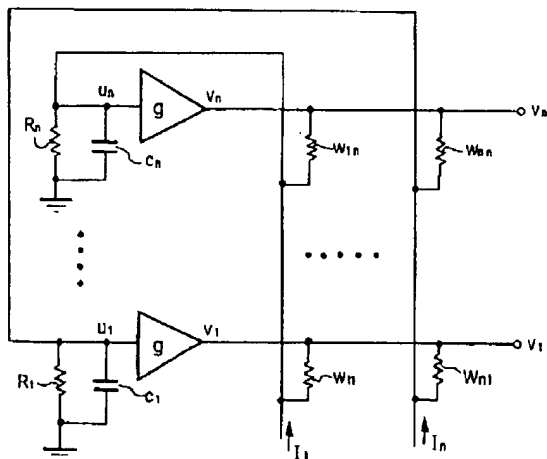
【図9】



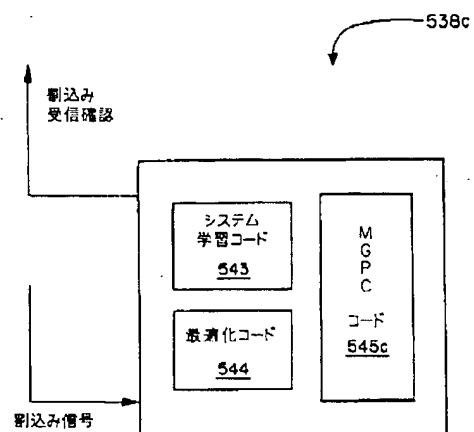
【図17】



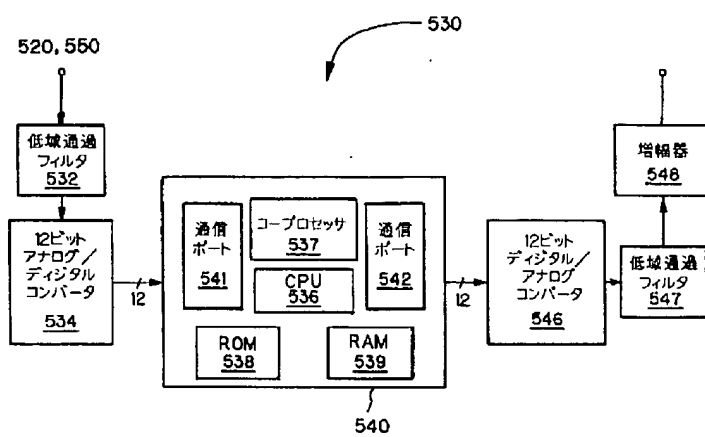
【図10】



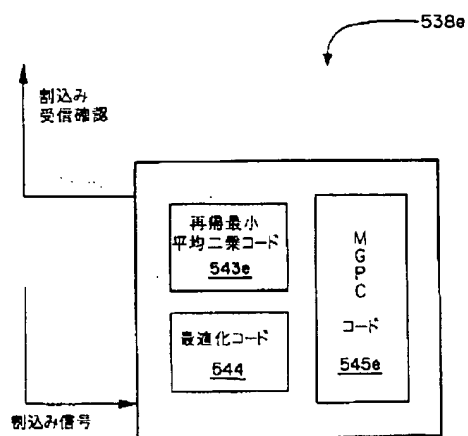
【図16】



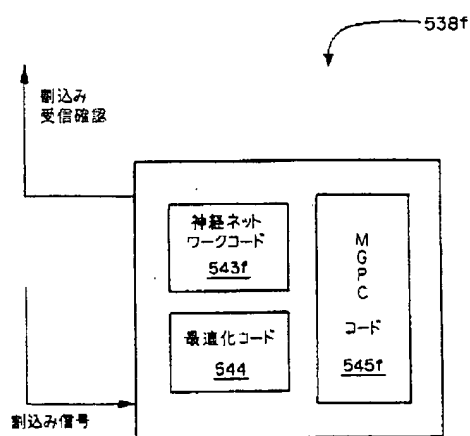
【図12】



【図18】

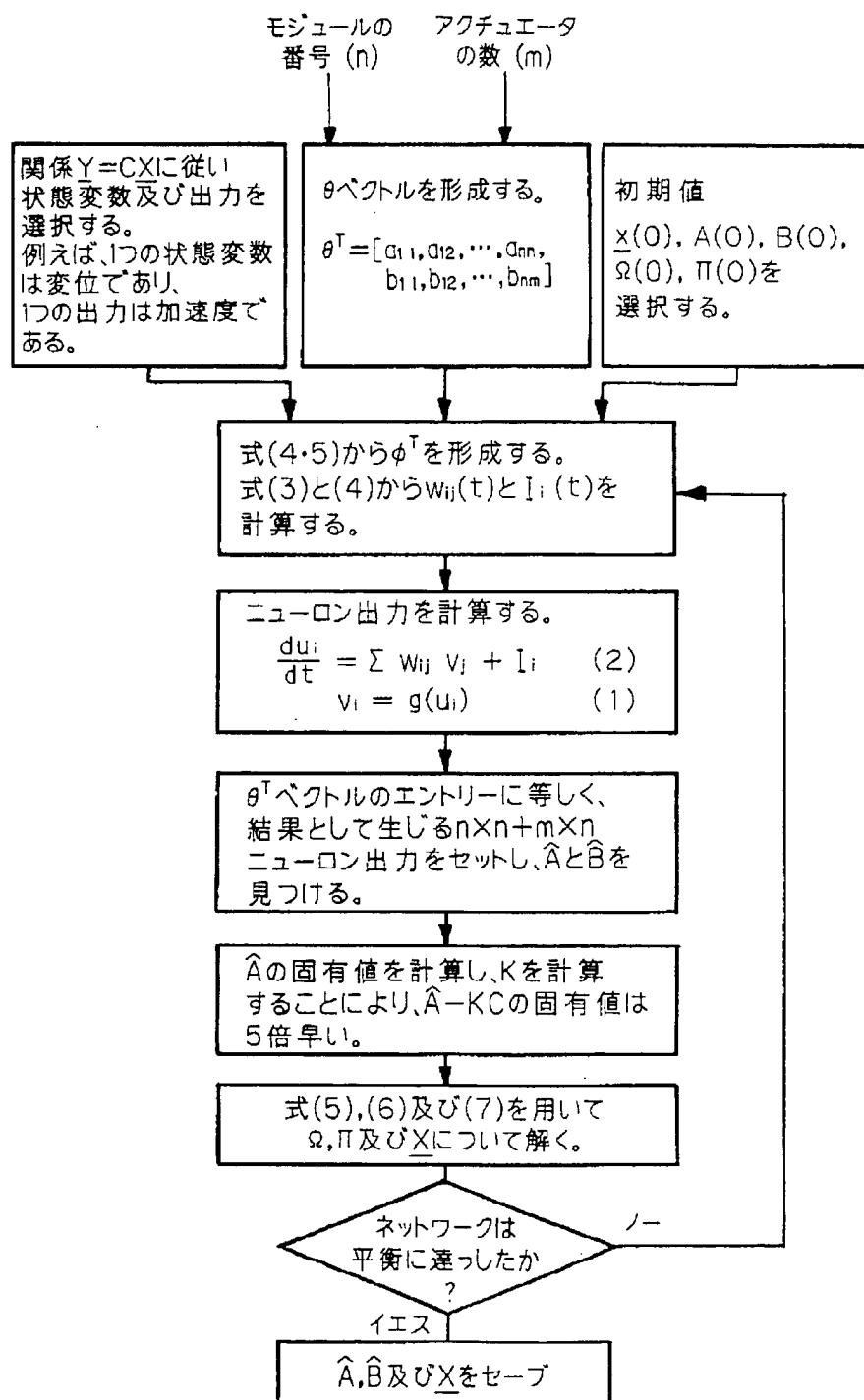


【図19】

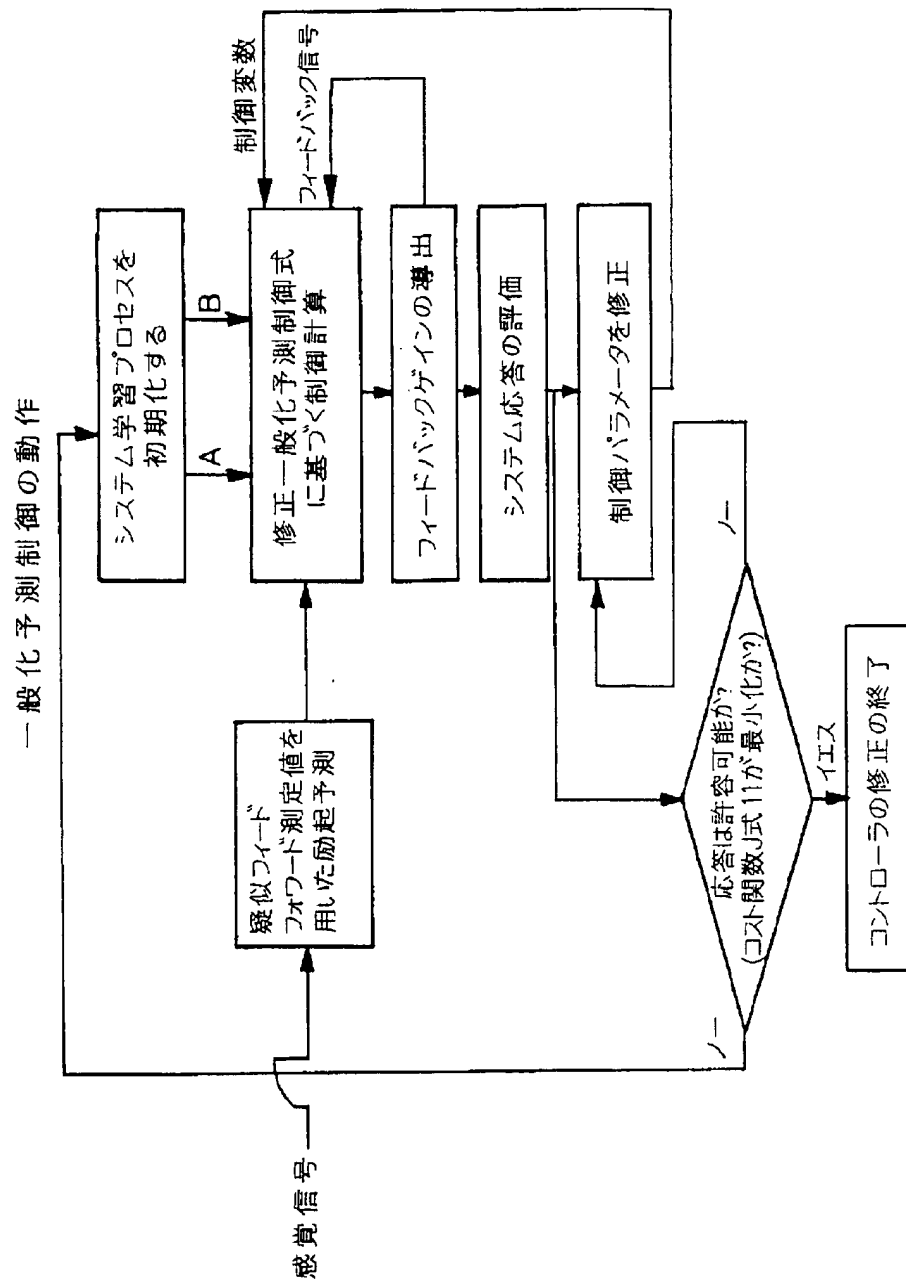


【図20】

## 神経ネットワークの動作のフロー図



【図21】



フロントページの続き

(71)出願人 595048957

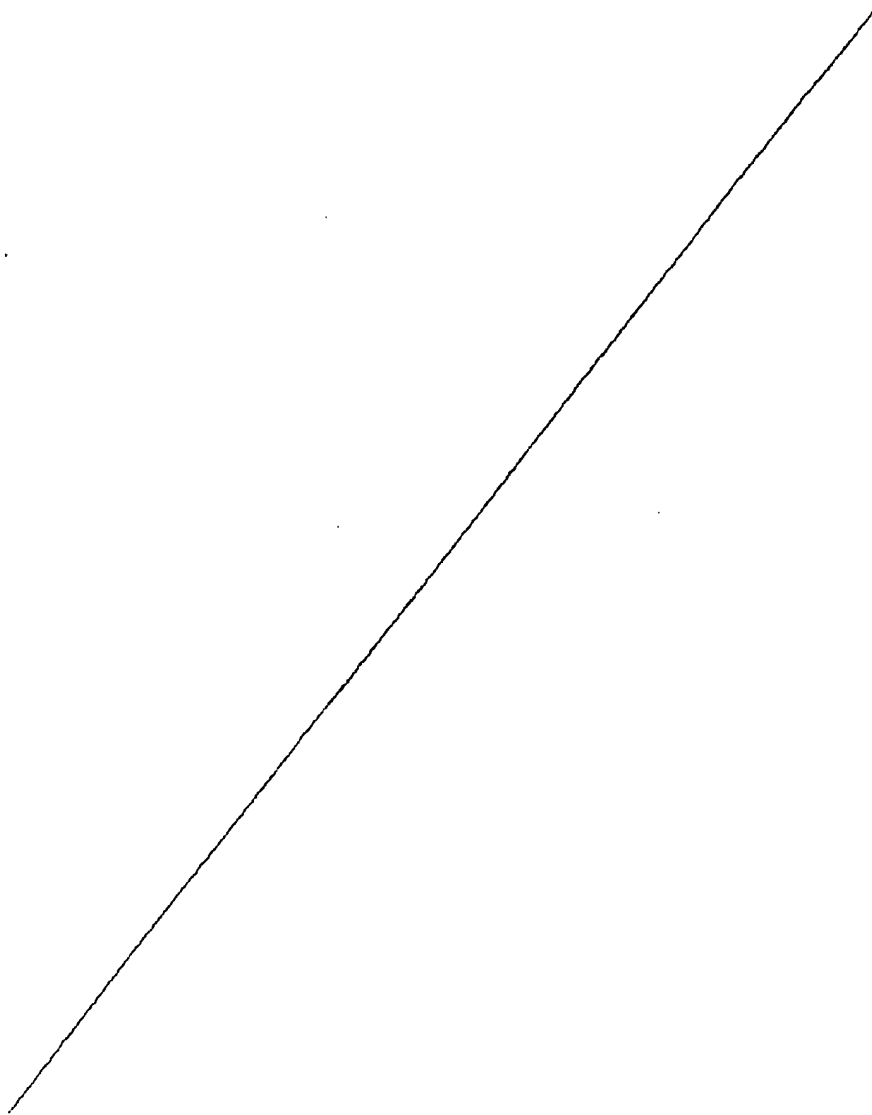
Lima & Western Ave  
s., Findlay, Ohio 45840,  
United States of Am  
erica



【外国語明細書】

1. Title of Invention

AN ACTIVE VIBRATION CONTROL METHOD AND APPARATUS



## 2. Claims

1. An active vibration control system for controlling vibrations at a structure resulting from at least one excitation force acting upon the structure, comprising:

- at least one actuator located at the structure for imparting a reaction force to the structure;
- at least one sensor located away from said actuator, said at least one sensor producing a sensor output;
- a controller connected between said at least one sensor and said at least one actuator, said controller including:
  - a system identifier for receiving said sensor output from said at least one sensor and deriving a relationship between said sensor output and said reaction force imparted to the structure by said at least one actuator; and
  - an optimal controller connected to said system identifier to receive said relationship and for developing control driving signals from said relationship for driving said at least one actuator;
- said system identifier including a neural network for learning the dynamics of the structure and for providing output signals that follow the state variables of the structure.

2. The active vibration control system of claim 1, wherein said neural network comprises a plurality of artificial neurons, each neuron receiving a weighted input from every other neuron, as well as a weighted input biasing current related to the the output of said at least one sensor, said neural network providing an output from each neuron to said optimal controller.

3. The active vibration control system of claim 2, which includes a plurality of sensors.

4. The active vibration control system of claim 3, wherein said plurality of sensors includes at least one performance sensor located at said structure for providing an output indicative of the vibration sensed at said structure.

5. The active vibration control system of claim 4, wherein said plurality of sensors additionally, includes at least one pseudo-feedforward sensor located near the at least one excitation source.

6. The active vibration control system of claim 5, wherein each said neuron additionally includes a feedback input from itself.

7. The active vibration control system of claim 6, wherein each the weighting of said weighted inputs to said neuron is different for at least some of said inputs.

8. The active vibration control system of claim 7, wherein said feedback input is also weighted.

9. The active vibration control system of claim 7, wherein the output of each neuron  $j$  is

$$v_j = g(u_j)$$

wherein:

$$u_j = \sum_{k=1}^n w_{jk} v_k$$

wherein  $g()$  is a nonlinear function,  $w_{jk}$  is the weighting function for the connection between the  $j$ th and  $k$ th neuron, and  $v_k$  is an input to the neuron.

10. The active vibration control system of claim 9, wherein the output of said neural network are at least a state matrix  $A$ , an input matrix  $B$ , and a state vector  $X$ .

11. The active vibration control system of claim 10, wherein said optimal controller receives the state matrix  $A$ , the input matrix  $B$  and the state vector  $X$  from said neural network and uses Kalman filtering to derive said control driving signals for said at least one actuator.

12. The active vibration control system of claim 11, wherein said optimal controller minimizes the following cost function:

$$J = \frac{1}{2} \int_0^t [\underline{Y}^T P \underline{Y} + \underline{V}^T Q \underline{V}] dt$$

wherein P and Q are diagonal matrices that carry the terms

$$\frac{1}{Y_i^2 \max}$$

and

$$\frac{1}{V_i^2 \max}$$

and, wherein said optimal controller additionally derives the optimal control input,  $\underline{V}$ , for said at least one actuator by solving:

$$\dot{R} + RA + A^T R + RBQ^{-1} B^T R - C^T PC = 0$$

$$\underline{V} = -Q^{-1} B^T R \underline{X}.$$

13. The active vibration control system of claim 10, wherein said optimal controller receives the state matrix A, the input matrix B and the state vector  $\underline{X}$  from said neural network and uses Modified Generalized Predictive Control to derive said control driving signals for said at least one actuator.

14. The active vibration control system of claim 13, wherein said optimal controller minimizes the following cost function:

$$J = E \left\{ \sum_{j=0}^k [y(t+j) - w(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^m \Gamma_j [\Delta V(t+j-1)]^2 \right\}$$

where  $y(t)$  is the performance signal from the performance sensor,  $w(t)$  is a defined threshold, and  $V(t)$  is the input effort to said at least one actuator,  $\Gamma_j$  is a parameter used to represent a desired trade-off between the control effort  $V(t)$  and the resulting performance  $Y(t)$ .

15. The active vibration control system of claim 7, wherein said neural network is embodied in software.

16. The active vibration control apparatus of claim 7, including a plurality of actuators.

17. A method for controlling vibrations at a structure resulting from at least one excitation force acting upon the structure, the structure being part of a vibration control system comprising at least one actuator located at the structure for imparting a reaction force to the structure, at least one sensor located away from the at least one actuator, the at least one sensor producing a sensor output, a controller connected between the at least one sensor and the at least one

actuator, the controller including, a system identifier for receiving the output from the at least one sensor and deriving a relationship between the sensor output and the reaction force imparted to the structure by said at least one actuator and an optimal controller connected to the system identifier to receive the relationship and for developing control driving signals from the relationship for driving the at least one actuator, wherein the system identifier includes a neural network for learning the dynamics of the structure and for providing output signals that follow the state variables of the structure, comprising the steps of:

- (a) using the neural network for learning system dynamics using input data from said at least one sensor and output characteristics, and for deriving A, B and C matrices, and state vector  $\underline{X}$ , wherein said A matrix is a state matrix, said B matrix is an input matrix and said C matrix is an output matrix;
- (b) providing at least the A, B, and C matrices and state vector  $\underline{X}$  to the optimal controller;
- (c) using at least the A and B matrices and state vector  $\underline{X}$  to calculate the optimal control signals; and
- (d) sending the resulting optimal control signals to the at least one actuator.

18. An active vibration control system for controlling vibrations at a structure resulting from at least one excitation force acting upon the structure, comprising:

- at least one actuator located at the structure for imparting a reaction force to the structure;
- at least one sensor located away from said actuator, said at least one sensor producing a sensor output;
- a controller connected between said at least one sensor and said at least one actuator, said controller including:
  - a system identifier for receiving said sensor output from said at least one sensor and deriving a relationship between said sensor output and said reaction force imparted to the structure by said at least one actuator; and
  - an optimal controller connected to said system identifier to receive said relationship and for developing control driving signals from said relationship for driving said at least one actuator;
- said optimal controller using modified generalized predictive control incorporating actuator output limitations and output rate limitations in combination with the performance output and the pseudo-feedforward output to derive said control driving signals for said at least one actuator.



19. The active vibration control system of claim 18, wherein said optimal controller receives a state matrix A, an input matrix B and a state vector  $\underline{x}$  from said system identifier.

20. The active vibration control system of claim 19, wherein said optimal controller minimizes the following cost function:

$$J = E \left\{ \sum_{j=0}^k [y(t+j) - w(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^m \Gamma_j [\Delta v(t+j-1)]^2 \right\}$$

where  $y(t)$  is the performance signal from the performance sensor,  $w(t)$  is a defined threshold, and  $v(t)$  is the input effort to said at least one actuator,  $\Gamma_j$  is a parameter used to represent a desired trade-off between the control effort  $v(t)$  and the resulting performance  $y(t)$ .

21. The active vibration control system of claim 20, wherein matrices A and B and state vector  $\underline{x}$  are identified using a recursive method.

22. The active vibration control system of claim 21, wherein said recursive method is a least means square (LMS) determination.

23. The active vibration control system of claim 21, wherein said recursive method is a recursive least means square (RLMS) determination.

24. The active vibration control system of claim 21 wherein said system identifier includes a neural network for learning the dynamics of the structure and for providing output signals that follow the state variables of the structure.

### 3. Detailed Description of Invention

#### BACKGROUND OF THE INVENTION

##### Field of the Invention:

The present invention relates to active vibration and noise control systems. More particularly, the present invention relates to the active vibration control, wherein the control signal sent to the actuator(s) is optimized, on-line.

##### Description of the Prior Art:

Vibration and noise control, although an old problem, has become an increasingly important issue in recent times, especially in the industrial environment. This is mainly due to the increase in usage of machinery in virtually all aspects of our lives, especially with the recent introduction of office automation. Today, one major factor in evaluating any product is its level of vibration and noise generation. Space platforms, electronic computer equipment, high precision manufacturing machinery, portable generators, appliances, automobiles, medical equipment, etc. are all examples of structures that may experience vibration and noise generation problems.

Formerly, vibrations were controlled using passive vibration control systems. However, passive vibration control mechanisms suffer in that they are incapable of handling variable speed drive systems and random excitations, especially

at low frequencies. There have been a number of active control techniques developed. Many have been adapted to compensate for the problem of noise control, while only a few have addressed the issue of vibration control.

Much of the former work in the active vibration control area can be divided into three main groups: (1) those that require a synchronizing or "synch" signal and use adaptive filtering techniques to synthesize the wave; (2) those that require direct measurement of the excitation source and may or may not use filtering to compensate for other dynamics such as the actuators; and (3) those that perform off-line design analysis and assume, erroneously in many cases, that signals and systems do not change with time.

One problem with systems requiring a synch signal is that those systems have no mechanism to compensate for nonrepetitive (random) vibrations or noise sources. As to the second group above, systems which require direct measurement of the excitation (a direct feedforward signal) may not be possible or may be impractical to implement, due to the difficulty in locating a sensor at an excitation point. Further, equipment useful for direct measurement of an excitation source may potentially increase the cost of the system.

Further, one problem inherent with any system that requires off-line modeling and design is that real systems change over time, especially if inputs to the system are time varying. A system designed off-line cannot take changes in the system into

account. As such, none of the above-listed approaches provides an economical, practical and efficient solution to the problem of vibrations in a system.

Additionally, many prior art systems are slow due to the time intensive calculations used to obtain a transfer function used by the controller and actuators to control or counter-act vibrations. One example of this type of prior art is U. S. Patent No. 4,490,841 which calculates Fourier transforms when in operation.

One important point to note about the above-listed approaches to active vibration control is that, although vibration and noise cancellation is a "control" problem, the above listed methods attempt to approach the subject of active vibration control from a "signal processing" and/or "filtering" view point. Thus, these techniques may not have a guaranteed stability.

There is a need for an active vibration system that can be adapted quickly on-line to compensate for vibration, due to both random and repetitive excitations, in a system and which does not have the above-described drawbacks of the prior art. Further, there is a need for an active vibration control system which approaches the vibration control application from a "control" problem point of view.

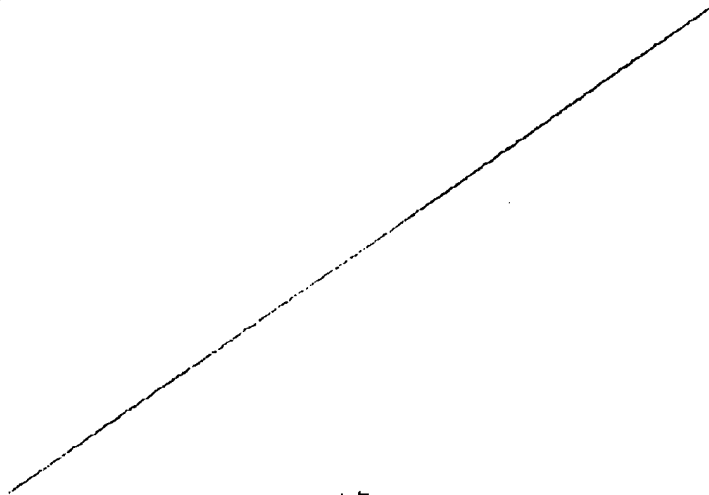
## SUMMARY OF THE INVENTION

An improved active vibration system for controlling vibrations at a structure resulting from at least one excitation force acting upon the structure is provided. In at least one embodiment of the present invention the active vibration control system comprises at least one sensor which produces a sensor output and at least one actuator located at the structure for imparting a reaction force to the structure. Additionally, a controller is connected between the at least one sensor and the at least one actuator, the controller including a system identifier for receiving the output from the at least one sensor and deriving a relationship representative of a relationship between the output of the sensor and the application of the reaction force of the at least one actuator; and an optimal controller connected to the system identifier to receive the derived relationship and for developing control driving signals from the relationship for driving the at least one actuator.

In one particular embodiment, the system identifier includes a neural network for learning the dynamics of the structure and for providing output signals that follow the state variables of the structure. In a first example, the optimal controller used involves Kalman filtering.

In another particular embodiment, the optimal controller receives a state matrix  $A$ , an input matrix  $B$  and a state vector  $X$  from the system identifier and uses Modified Generalized Predictive Control (MGPC) to derive said control driving signals for said at least one actuator. In a first particular example using MGPC in connection with the optimal controller, the system identifier uses least means square filtering to solve for the  $A$  and  $B$  matrices and the state vector  $X$ . In another particular example, using MGPC in connection with the optimal controller, the system identifier uses recursive least means square filtering to solve for the  $A$  and  $B$  matrices and the state vector  $X$ . In a further particular example, using MGPC in connection with the optimal controller, the system identifier uses a neural network to solve for the  $A$  and  $B$  matrices and the state vector  $X$ .

Further objects and advantages of the present invention may be discerned by persons of ordinary skill in the art after reviewing the following written description and accompanying figures.



## DESCRIPTION OF THE PREFERRED EMBODIMENT

For the purposes of promoting an understanding of the principles of the invention, reference will now be made to the embodiment illustrated in the drawings and specific language will be used to describe the same. It will nevertheless be understood that no limitation of the scope of the invention is thereby intended, such alterations and further modifications in the illustrated device, and such further applications of the principles of the invention as illustrated therein being contemplated as would normally occur to one skilled in the art to which the invention relates.

Referring now to FIGS. 1-4, there are shown various examples of systems in which vibration or noise may occur. When a vibrating body, such as the vehicle 20 of FIG. 1, the antenna 53 of FIG. 2, the engine 63 of FIG. 3, or the motor 80 of FIG. 4, is mounted on a support system by means of a mounting system, vibrations from the body are transmitted to the support system unless the mounting system is designed to either absorb the energy or counteract the vibrations.

Additionally, certain systems may have further random vibrations associated therewith, such as vibration due to road inputs 30 of FIG. 1. The use of the particular systems shown in FIGS. 1-4 are meant to be for example only. Additional systems subject to vibrations include those involving heavy machinery, sensitive computer and other electronic equipment.



electric generators in an RV or on a ship or on board of an aircraft, fighter craft, or any civil structures and buildings exposed to earthquake and strong wind flows, stacks and mufflers, optical tables, medical equipment, engine-body structure of a vehicle, etc., are all examples of systems with which the present invention, as shown in the various embodiments herein, may be used.

Referring more particularly to FIG. 1, there is shown a driver 10 seated inside a vehicle 20. In operation, various vibration promoting forces are at work on vehicle 20. For example, vehicle 20 is subject to both road inputs 30, which are random vibration sources, and engine torque pulses from engine 40, which cause repetitive vibrations. Vibrations resultant from the road inputs 30 and engine torque pulses from engine 40 can be relayed to the occupants of the passenger compartment. The resultant vibrations appear to the occupant(s) as either excess vibration and/or noise.

Vehicle 20 additionally includes an active suspension system including, among other things such as shock absorbers 48, the active engine mounts 42 which support the engine 40 on the vehicle body.

Ideally, the optimal way to measure the forces acting on the vehicle 20 would be to measure road and engine excitations directly. Sensors so mounted are referred to as "direct feedforward" sensors. However, it is impractical to put sensors on the tire or within the engine. As such, a vibration

sensor 22, such as an accelerometer, a force transducer, a displacement sensor, etc., is mounted on the steering column 26, and optionally, a microphone 28 is located near the driver's head area. Sensor 22 and microphone 28 are used to detect the efficacy or performance of the active vibration control system using feedback, and thus, are referred to herein as performance or feedback sensors. The performance sensors 22 and 28 relay a signal representative of the the amount of resultant vibrations detected in the passenger cabin 25 to the controller 43, which is, in turn, used to control the actuators of the active engine mounts 42. The actuators used with all embodiments of the present invention may be of any type commonly known, some examples of which are electromagnetic, hydraulic, pneumatic, piezoelectric, electromechanical (forcers or shakers), electrohydraulic, shape memory alloy, etc. Performance sensor 22 produces a signal indicative of the vibration sensed inside the passenger cabin and relays that signal to the controller 43. Microphone 28 is used to sense the amount of vibration detected in the passenger cabin 25 of the vehicle 20 which is manifested as noise.

As noted herein, it would be useful to measure incident excitations at the excitation source, so as to provide advanced information relating to the excitation (i.e. the magnitude and time of the resultant vibration). In many real systems, it is not possible to have a direct sensing of the vibration or noise source, or the source may not be identifiable as a localized

excitation. However, since random excitations cannot be predicted from a simple feedback signal, then a direct source (feedforward) measurement is needed. In order to resolve the problem of obtaining such a signal, this invention develops a control scheme that operates using a "pseudo"-feedforward signal. Namely, using the example of FIG. 1, if one cannot measure road excitations 30 on the tire 47, one can measure the excitation as far in advance of the structure (or performance point) as possible, i.e., use an accelerometer 49 on the axle near the tire and use that information as a filtered (or "pseudo") version of the feedforward signal to predict the required control action before vibration due to the road input can reach the vehicle interior. Predictive measurement is possible, as the rate at which electronic transfer occurs is much faster than the rate at which vibration or acoustic waves transfer through the applicable medium.

As such, pseudo-feedforward sensors 44 and 49 have been provided to produce a filtered measurement of the excitations close to their sources. More specifically, sensor 44 is

to these excitations causing vibration and/or noise in the passenger cabin 25. The resultant signals measured by sensors 44 and 42 are referred to as filtered or structurally filtered because they are not measured at the true excitation point, but rather at a point near the excitation source, and are thus filtered by the actual structure connected between the sensor location and the excitation source. This is one example of a system using multiple pseudo-feedforward and feedback sensors. As will be seen in the examples herebelow, fewer or greater numbers of sensors and actuators may be used in accordance with the present invention.

Referring now to FIG. 2, there is illustrated an antenna 53, as a part of a stationary antenna system 50 which derives vibration control information from a performance (feedback) sensor 56. Between the antenna system base 51 and the antenna base 52, there are actuators 55 to impart vertical and horizontal forces in response to the control signals from controller 54. Controller 54 derives a response based upon input from performance sensor 56, which functions to detect the efficacy or performance of the active vibration control system using feedback. The antenna base 52 and its associated antenna 53 can thus be stabilized effectively in a fashion similar to that set forth in connection with FIG. 1.

In FIG. 3, there is illustrated an engine 63, as a part of a mobile engine system 60. Between the engine 63 and the motor mounts 62 on moveable frame 61, there are actuators 65 to

impart vertical forces on opposite sides of the engine 63 in response to the control signals from controller 64. Controller 64 derives control signals based upon information from the performance sensor 66 and the pseudo-feedforward sensor 67, located on the axle of the trailer 68 upon which the engine 63 is mounted. Performance sensor 64 functions to detect the efficacy or performance of the active vibration control system using feedback, whereas pseudo-feedforward sensor 67 sends a signal representative of a future vibration due to road inputs or trailer vibration. The mobile engine system 60, thus has improved vibration control, in a similar fashion to that illustrated in connection with FIGS. 1-2 and 4.

Referring now to FIG. 4, there is shown a fourth example of a system 70 in which vibration may occur. Consider sensitive electronic equipment 75, such as electronic navigation equipment, high precision machinery, or a computer, mounted to a support system 78, and having an active vibration control system in accordance with the present invention including actuators 76, on board a ship 71. In the system 70 of FIG. 4, vibrations from several different sources are acting on the ship 71, and thus on the equipment 75 on board the ship 71. A first source of vibration may be attributed to unpredictable (random) vibrations due to the ocean waves 72 striking the ship 71. As there can be no convenient direct measurement of these random vibrations available, a vibration sensor on the ship body, such as an accelerometer, can be used to pick up a filtered version of the wave effects. Additionally, the

electric motor 80, which drives the rotor or propeller 79, provides a second, predictable source of vibration which acts upon the electronic equipment 75.

In order to counter or control the amount of vibration incident on the electronic equipment 75, the filtered or "pseudo" sensed signals representative of the effect of the waves 72 and the motor 80 on the ship 71, are sent to controller 74 from the sensors 73 and 81. Again, the signals produced by sensors 73 and 81 are "pseudo"-feedforward signals, as they are used to predict the future vibratory effect of the excitation on the electrical equipment, before a resultant vibration is allowed to reach the electronic equipment 75.

Additionally, a performance or feedback sensor 77, mounted at the support 78 and connected to the controller 74, relays to the controller 74 a feedback signal indicative of the performance of the vibration control system. The signals relayed from sensors 73, 77 and 81 to the electronic controller 74 are used to predict the nature of the excitation and produce the required control signals that drive the active mounts 76 to protect the equipment 75 from the induced vibration.

Alternatively, sensor 81 may be omitted and repetitive vibrations such as are due to the motor 80 may be compensated for entirely using the feedback signal from sensor 77. Further, the signal from the sensor 77, may not only be used to predict and compensate for any repetitive excitations present in the system, it may also be used to eliminate any DC levels or leftover undesired vibrations and/or noise.

Thus, the overall preferred system configuration of this invention uses two signals: pseudo-feedforward and feedback, as shown in FIGS. 1, 3 and 4. However, it would be possible to implement the present invention using only a feedback sensor(s) as represented in FIG. 2. As stated above, the use of the examples shown in FIGS. 1-4 is not meant to be limiting. A variety of systems subject to random and/or repetitive excitations would benefit by the use of any of the embodiments of the present invention.

Referring now to FIG. 5, there is shown a block diagram of one implementation of the present invention, using a single pseudo-feedforward to detect random excitations and a single feedback sensor to report performance. This is not meant to be limiting, as in various embodiments described herein whereas multiple sensors of each type may be used. Random and repetitive vibrations, 502 and 504 respectively, add together, as represented by adder 505, and act on the structure 570, which, as noted herein, can be any structure subject to vibration and/or noise. In the example of FIG. 1 wherein a system comprised of a vehicle 20 was subjected to random road vibration and repetitive engine vibration, it was desirable to measure the random vibration as close to the excitation source as possible. This allowed for the prediction of a future vibration, prior to the actual vibration due to the excitation event being present, thus enabling the controller and actuators to counter the vibration before it reached the passenger cabin 25 of the vehicle 20.

However, as noted in connection with that example, it is impractical to place the random excitation sensor directly at the source of random excitations, i.e. in the tire, so the sensor is located as close to the source as is practical. In the vehicle example, the feedforward sensor was placed on the axle, rather than the tire, as such the actual or direct excitation was not measured. Instead, a filtered excitation was sensed at the axle, which was the result of the actual excitation on the tire. As such, FIG. 5 shows the actual random excitation 502 being filtered by the structure of the system to which the pseudo-feedforward sensor 520 is affixed, which is represented by the structural filter 510. Pseudo-feedforward sensor 520 may be an accelerometer, a piezoceramic sensor, or other type of sensor as disclosed herein. Pseudo-feedforward sensor 520 relays a signal representative of the filtered excitation to the system identifier 525. As used herein, the system identifier may be either a system learning code or system learning device, as described herebelow, or any other system that identifies the system characteristics. Additionally, a performance or feedback sensor 550, located on or near the structure 570, but away from the actuators, relays a signal which is representative of the sensed vibration present at the structure 570 to the system identifier 525. The object of the system identifier 525 is to derive a relationship (i.e. a mapping function) between the signals obtained from the performance and



pseudo-feedforward sensors 520 and 550, and the application of the actuator inputs, control signals representative of which may be relayed to the system identifier 525 from the optimal controller 530 via feedback path 555. Alternatively, information relating to the actuator output may be obtained in other ways, for example, by direct sampling of the control driving signals using a sensor located at the actuator. The relationship between the application of the actuator outputs and the sensor inputs is relayed to the optimal controller 530.

Sensors 520 and 550, as discussed herein, may be multiple sensors or may each be a single sensor. Further, although not shown specifically in FIG. 5, a sensor may be placed near a source of repetitive excitations so as to provide a pseudo-feedforward signal of that repetitive excitation source (i.e., the sensor near the engine 40 in FIG. 1).

The optimal controller 530 uses a special optimal control algorithm and optimization to develop control driving signals for all of the actuators 560. Further, as described above, a feedback loop 555 provides a feedback signal from the optimal controller to the system identifier, for use by the system. The actuators 560 create the reaction or cancelling forces and apply them to the structure 570. Actuators 560 may be any known type of actuator, as described herein. FIG. 5 will be discussed in more detail herein in connection with various embodiments of the present invention.

Referring now to FIG. 6, there is shown a block diagram of one possible implementation of a vibration control system 90 in accordance with the teachings of the present invention. FIG. 6 shows a system, such as the system described above in connection with FIG. 5 or herebelow in connection with FIG. 7, which may be used to implement many of the embodiments of the present invention described herein subject to any modifications or substitutions described herebelow in connection with each embodiment (i.e. the implementation of the neural network using analog hardware rather than a microprocessor). The structure 99 represents the system structure which is subject to vibration from vibration source(s) 91, and upon which the active vibration system of the present invention is designed to work. The vibration source(s) 91 may be repetitive and/or random vibration sources, such as the road inputs 30 and engine 40 which act on the vehicle 20 of FIG. 1. Sensor(s) 92a represent any pseudo-feedforward sensors that may be present in the system, (examples of which may be an accelerometer, a force transducer, a tachometer, a displacement sensor, etc.) and which are located near the excitation source. Performance sensor(s) 92b represent any sensors located on or near the structure 99 to provide feedback indicative of the efficacy of the vibration control system 90.

In FIG. 6, both the system identifier (525 of FIG. 5) and the optimal controller (530 of FIG. 5) are implemented using a single controller 94, which receives the outputs of the sensors

92a and 92b. The outputs of sensors 92a and 92b are fed into an analog signal converter/conditioning module such as A/D converter 93. If the signal from the sensor(s) 92a is already provided in digital form, then the A/D converter 93 may be replaced by a filter for aliasing.

The resulting digital signal is fed into the random access memory or RAM 95a associated with the controller 94. The stored data is processed by the processor or CPU and co-processor 96 of the system according to algorithms stored in the read only memory or ROM section 95 of the controller 94. These algorithms stored in the ROM section include the system learning code, the optimization code, and the specialized optimal control code. These codes will be discussed with further particularity in connection with the descriptions of the various embodiments herebelow and in connection with FIGS. 13-13F.

After proper data manipulation the CPU will generate appropriate control signals, which will be converted to analog signals using the D/A converter 97 and which will be sent to the actuator(s) 98. The actuator(s) 98 act upon the structure 99 to counteract the vibrations caused by vibration source(s) 91.

Referring now to FIG. 7, there is shown a block diagram of a vibration control system 100 of a preferred embodiment of the present invention. In this first described preferred embodiment, the system identifier (525 of FIG. 5) comprises an

artificial neural network, which is used to process sensory information from, feedback and pseudo-feedforward sensors, so as to automatically learn on-line the dynamics of the structure, i.e., the vehicle 20, and to represent the learned dynamics in a state space form.

One area of difference between the embodiments shown in FIG. 5 and that of FIG. 7, is that multiple pseudo-feedforward sensors located near multiple excitation sources (which may be the sources of either random or repetitive vibrations) may be used. This is because one advantage to the use of a neural network is that data from multiple input sources (i.e. pseudo-feedforward and/or multiple feedback sensors) may be processed using parallel distributed processing for fast learning and adaptation. Further, multiple outputs may be produced (MIMO) from the neural network. Although, this embodiment is shown using multiple sensors, in actuality, fewer sensors may be used. For example, one or more feedback sensors may be used in systems employing a neural network without pseudo-feedforward sensors, or vice-versa.

Vibration control system 100 includes pseudo-feedforward sensors 144 and 149 (which may correspond to sensors 44 and 49 of FIG. 1) located proximal to potential excitation sources. Additionally, performance sensor(s) 124 (which may correspond to performance sensor 22 and microphone 28 of FIG. 1) are located on or near the structure 140 or the performance point of the system upon which the vibrations act.

An artificial neural network 110 receives inputs from the pseudo-feedforward sensors 144 and 149 and the performance sensor(s) 124. The neural network 110, acting to identify the system parameters, provides inputs to an optimal controller 120 which analyzes the inputs and provides control signals to the actuators 114 to counteract the sensed excitations and vibrations acting upon the system 140. Feedback path 125 (similar to feedback path 555 in FIG. 5) provides a feedback loop from the output of the optimal controller 120 to the input of the neural network 110, so as to provide additional information to the neural network 110 to aid in learning the dynamics of the system. The adder block 150 represents the summation of the vibrations due to the excitation sources and the control vibrations produced by the actuators to counteract vibration.

The signals supplied to the neural network 110 from the sensors are used to "learn" the dynamics of the structure 140 (which is, for example, vehicle, submarine, optical table, industrial machinery, etc.) and to provide output signals that exactly follow state variables of the structure 140. These variables, including performance measurements obtained by the performance sensor(s) 124, are used by the neural network 110 to perform self adjustments. Knowledge of the various states enables the optimal controller 120 to provide a true optimum amount of required actuator force to counteract the incoming vibrations to the structure.

A neural network, such as neural network 110, is composed of a plurality of neurons. A biological neuron is believed to be composed of a branching structure, comprising what are called dendrites, where the neuron is believed to pick up signals from other neurons; a cell body, called the soma; a long transmission line-like structure called the axon, and brushlike structures at the tail end of the axon called synaptic buttons. One engineering interpretation of a biological neuron which may be used with the present embodiment of the invention is shown in FIG. 8.

Referring now specifically to FIG. 8, several input signals  $x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n$ , are introduced to the input channels 111 of the  $j_{th}$  neuron 110a. Each individual neuron, of which neuron 110a is an example, takes each input with a different weighting function 112,  $w_{ji}$ , and sends the weighted inputs through a summing amplifier 113, wherein the summation,  $u_j$ , is sent through a nonlinear function [g] 114, typically a sigmoid function, to form the output signal,  $v_j$ . The output channel 115 may be branched out and used to supply an input signal to other neurons, as well as the output signal to the optimal controller 120 of FIG. 7.

Mathematically, the processing of neuron 110a may be represented as

$$v_j = g(u_j)$$

wherein:

$$u_j = \sum_{k=1}^n w_{jk} u_k$$

When a plurality of these neurons 110a are connected together, they form a neural network, such as neural network 110.

The present preferred embodiment of the invention uses an artificial neural network to represent vibrating structures and acoustic fields. Since each mode can be mathematically described by a second order differential equation, then two neurons are used for each mode in the structure or acoustic field. The first neuron is used to represent displacement and the second neuron is used to model the velocity of that mode. Thus for a structure having  $n$  modes of vibration,  $2n$  neurons would be used. These neurons are connected in a manner known as the Hopfield neural-network, which has been described in, among others, papers entitled "Neural Computation of Decisions in Optimization Problems," Biological Cybernetics, Vol. 52, 1985, pp. 141-152, and "Simple 'Neural' Optimization Networks: An A/D Converter, Signal Decision Circuit, and a Linear Programming Circuit," IEEE Transactions on Circuits and Systems, Vol. 33, No. 5, May 1986, pp. 533-541. Those articles are incorporated herein by reference.

Referring now to FIG. 9 there is shown one such structure for a neural network 110, based upon the Hopfield model, which may be used herewith in accordance with the present preferred embodiment of the invention. To model the fact that each

neuron computes a nonlinear function of a host of inputs under the influence of its own activation level, the electronic model provides a biasing current  $I_i$  for each neuron. As such, FIG. 9 depicts  $n$  neurons  $u_1 - u_n$ , each having an input bias signal  $I_1 - I_n$ , respectively. Additionally, each neuron  $u_i$  obtains an input from the output from every other neuron  $u_j$  in the network 110, as well as receiving a feedback input from itself. This feedback enables the application of the Hopfield network to dynamic systems. Additionally, the output  $v_i$  of each neuron is provided to the optimal controller 120. The equation of motion for each neuron's activity in continuous time for the network 110 of FIG. 9, can be written as:

$$v_i = g(u_i) \quad (1)$$

$$\frac{du_i}{dt} = \sum_{j=1}^n w_{ij} v_j + I_i \quad (2)$$

where  $u_i$  is the activation level at the  $i_{th}$  neuron,  $v_j$  is the output of the  $j_{th}$  neuron, and  $I_i$  is a bias term for the  $i_{th}$  neuron.  $w_{ij}$  is the weighting for the connection between the  $i_{th}$  and  $j_{th}$  neuron.

Referring now to FIG. 10 there is shown one possible way in which the the network of FIG. 9 may be constructed using electronic components. Each neuron may be made of a capacitor,



resistor, and a nonlinear op-amp. The connection weights may be resistors of appropriate values. The implementation of the neural network 110 using the hardware described in connection with FIG. 10 is further described in the above incorporated articles to Hopfield, et al., as well as others. Additionally, if the described neuron construction is used, an analog to digital (A/D) converter, not shown, should be used between the neural network 110 and the optimal controller 120 of FIG. 7.

Although the neural network 110 may be implemented using analog hardware, it is preferably implemented by an algorithm stored in the ROM of a microprocessor, such as was discussed in connection with FIG. 6, and which will be discussed more thoroughly in connection with FIG. 12. The use of a microprocessor with on-board ROM should not be limiting as either analog hardware or a microprocessor, microcontroller, digital signal processor, or a hybrid of analog and digital etc., may be used to implement all or part of the present embodiment.

Further, in the present preferred embodiment, the microprocessor which implements the neural network 110 may additionally contain the optimal control code (as will be discussed in connection with FIGS. 13A, 13B and 13E). In which case, an A/D converter for receiving sensor inputs may be included in the circuitry leading into the microprocessor used to implement the neural network 110.

In considering the structural dynamics of the circuit of FIG. 10, consider the state space representation of the structure as:

$$\dot{\underline{X}} = \underline{A}\underline{X} + \underline{B}\underline{V} \quad (2.3)$$

$$\underline{Y} = \underline{C}\underline{X} \quad (2.4)$$

where  $\underline{X}$  is a vector of the variables representing structural dynamics (e.g., modal characteristics) and  $\underline{V}$  is the excitation input. Matrices  $\underline{A}$  and  $\underline{B}$  contain structural parameters, e.g., natural frequencies and damping ratios.  $\underline{Y}$  is a vector of structure output, representing measurements at performance points,  $\underline{C}$  is a matrix relating measurements and state variables. It should be noted that due to time varying characteristics of structures considered herein, the matrices  $\underline{A}$  and  $\underline{B}$  are assumed to be time varying.

The neural network will be given vectors  $\underline{V}$  and  $\underline{Y}$ , where  $\underline{V}$  is the outputs of the sensors located near the excitation sources (i.e. 144 and 149 in FIG. 7) and  $\underline{Y}$  is the sensor outputs from the performance sensors (124 of FIG. 7). Additionally,  $\underline{A}(t)$  and  $\underline{B}(t)$  must be identified in real time. Thus, the neural network 110 (FIGS. 7-10) would automatically learn system dynamics using inputs from the sensors. As such, the present embodiment of the invention may be implemented on

any vibration or acoustic system, because, given sensory input, the neural network is able to "learn" the dynamics of the system, i.e. find the A and B matrices, and allow the system to automatically be tuned for the optimal active control of vibration or noise cancellation. FIG. 11 shows a block diagram implementation of this invention's neural network 110, where  $\hat{A}$  and  $\hat{B}$  are estimates of the A and B matrices that the network is "learning".

As stated above, the A matrix is a state matrix, while the B matrix is the input matrix. For every element in the A and B matrices, there will exist one neuron. For example, if the structure has three modes and two control actuators are used, then A will be represented by a 6 x 6 matrix and B will be represented by a 6 x 2 matrix. Thus, the artificial neural-network implemented will have a total of 48 neurons, 36 neurons for elements of the A matrix and 12 neurons for elements of the B matrix. The connection weights ( $w_{ij}$ ) and bias terms  $I_j$  are derived on-line from the following equations.

$$w_{ij}(t) = -[\eta \int_0^t \phi(\xi) \phi^T(\xi) e^{-\frac{(t-\xi)}{\mu}} d\xi] \quad (3)$$

$$\hat{x}_i(t) = -[\eta]_0^t \phi(\xi) \{y(\xi) - C e^{\bar{A}\xi} x(0)\} e^{-\int_0^t \mu d\xi} \quad (4)$$

$$\phi^T = C[\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_n, \Pi_1, \Pi_2, \dots, \Pi_m] \quad (4.5)$$

$$\dot{\Omega}_i = (\hat{A} - KC)\Omega_i + y_i I \quad (5)$$

$$\dot{\Pi}_i = (\hat{A} - KC)\Pi_i + v_i I \quad (6)$$

$$x = \phi^T \theta + \exp(\bar{A}t) x(0) \quad (7)$$

wherein,  $\bar{A} = A - KC$ ,  $\hat{A} \equiv$  Estimate of  $A$ ; and  $\hat{B} =$  estimate of  $B$ .

$$\theta^T = [a_{11}, a_{12}, \dots, a_{nn}, b_{11}, b_{12}, \dots, b_{nm}] \quad (8)$$

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \dots & b_{1m} \\ b_{21} & b_{22} & \dots & b_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{n1} & b_{n2} & \dots & b_{nm} \end{bmatrix}$$

$$I = \begin{matrix} & 1 & 0 & \dots & 0 \\ & 0 & 1 & \dots & 0 \\ & & & & \\ & & & & \\ & 0 & 0 & \dots & 1 \end{matrix} \quad \equiv \text{identity matrix}$$

again, wherein,  $w_{ji}$  represents the connection weight (strength) between neurons  $i$  and  $j$ ,  $u_j$  is the activation level of neuron  $j$ ,  $v_j$  is the output from neuron  $j$ ,  $g(\cdot)$  is a nonlinear, sigmoid, function of the neuron relating  $U$  and  $V$ . Further,  $m$  is the number of control actuators,  $n$  is the total number of state variables and  $I_i$  is a bias term for a neuron. Additionally, in the above equations,  $A$  is the state matrix,  $B$  is the input matrix and  $C$  is the output matrix. Additionally,  $\eta$  is the learning gain ( $0 < \eta < 1$ ),  $\mu$  is the filter time constant, and,  $I$  is the identity matrix and  $\xi$ ,  $\Omega$ ,  $\Pi$  are intermediate variables. Parameter  $\mu$  is chosen based on how fast the system dynamics are, because it represents how fast the previous data or measurements should be forgotten and not to be included in the calculation of the new estimates for  $A$ ,  $B$  and  $X$ . FIG. <sup>20</sup>~~14~~ is a flow chart describing the operation of the neural network.

Referring back to FIG. 7, in the case having the neural network implemented in software stored in the ROM of a microprocessor, as shown in FIG. <sup>14</sup>~~13~~, the microprocessor would receive sensory data and the control output of the previous time-step and would perform the following:

- (1) activate the neural network to use input/output data and learn the system dynamics. The results of this step are the calculation of the A and B matrices, and state vector  $X$ , as per FIGS. 11 and <sup>20</sup>14;
- (2) use the A, B, and C matrices to calculate the optimal control signals; and
- (3) send the resulting control signals to the actuator(s) 114 by means of a digital to analog convertor 112.

If the neural network is implemented in hardware, then the microprocessor only performs steps (2) and (3) above and an (A/D) converter is provided between the neural network and the optimal controller to provide digitized inputs to the controller.

More specifically, if the neural network 110 is implemented using a microprocessor, then, the microprocessor used to implement this neural network 110 and the optimal controller 120 operates as follows:

- (1) picks initial values for  $X(0)$ ,  $A(0)$  and  $B(0)$ , as well as for  $\Omega(0)$  and  $\Pi(0)$  (these may all initially be chosen to be zero);
- (2) forms the  $\theta$  vector;
- (3) selects the state variables and outputs according to the relationship  $Y = CX$  to identify the C matrix;
- (4) chooses the observer gain K, which is typically five to 10 times the highest frequency considered for the structural analysis;

- (5) uses  $\Omega$  and  $\Pi$  to form the vector  $\phi^T$  using equation (4.5);
- (6) calculates the connection weights ( $W_{ij}$ ) and bias term  $I_i$ , from equations (3) and (4);
- (7) reads signals from the sensors (144, 149 and 124 in FIG. 5) to obtain  $u_i$  and  $Y_i$ ;
- (8) solves equations (1) and (2) based on the results obtained in steps 6 and 7 to find the neuron output;
- (9) sets the resulting  $n \times n$  and  $m \times n$  neuron outputs equal to the entries of the  $\phi^T$  vector to find estimates for A and B;
- (10) calculates the Eigenvalues of  $\hat{A}$  and computes K such that  $\hat{A}-KX$  Eigenvalues are changed;
- (11) solves the first order differential equations (5) and (6) above to get  $\Omega$  and  $\Pi$ ;
- (12) finds the state variables,  $X$ , using equation (7) above.
- (13) repeats steps 5-12 above until the network reaches equilibrium;
- (14) stores A, B and  $X$

FIG. <sup>20</sup>~~14~~ is a flow diagram of the operation of the neural network 110 (FIG. 7) of the present embodiment in obtaining A, B and  $X$ . Since the neural network has a unique, stable equilibrium state, the application of the method and apparatus of the present embodiment of the invention on a dynamic system, e.g., vibrating structure or acoustic field, will result in a true representation of the system.

The objective of the neural network is to provide A and B matrices as well as the state vector  $\mathbf{x}$ . Depending on the choice of states, the A matrix could directly provide natural frequencies and damping ratios of different modes.

Referring back to FIG. 7, the information obtained by the neural network 110 as explained above, will be transferred to the optimal controller 120 logic portion of a microprocessor or microcontroller. It should be noted that the neural network 110, can be used with a variety of control systems to develop control signals of different varieties for other control purposes as well as the vibration and noise control, as represented generally in FIG. ~~13A~~<sup>14</sup> and more specifically in connection with FIGS. ~~13B~~<sup>15</sup> and 13F described herebelow. The neural network of the present embodiment can additionally be used for failure diagnostics or estimating the state of any dynamic system or environment, as well as active vibration control. The optimal controller makes the following assumptions:

- (1) that a maximum acceptable level of vibration and/or noise is provided ( $Y_{imax}$ ); and
- (2) that the maximum acceptable levels for the actuator outputs, e.g., forces or sound pressures ( $V_{imax}$ ), are provided;

Then, in one particular embodiment of the invention of FIG. 7, the optimal control code used in the optimal controller 120, may be that known as Kalman filtering. Utilizing Kalman



filtering, the optimal controller minimizes the following cost function:

$$J = \int_0^t [\underline{Y}^T P \underline{Y} + \underline{V}^T Q \underline{V}] dt$$

where P and Q are diagonal matrices that carry the terms

$$\frac{1}{Y_{i \max}^2}$$

and

$$\frac{1}{V_{i \max}^2}$$

When J is minimized, then ratios of

$$\frac{Y_i}{Y_{i \max}} \quad \text{and} \quad \frac{V_i}{V_{i \max}}$$

are minimized.

To derive the optimal control input,  $\underline{V}$ , the following equations are solved:

$$\dot{R} + RA + A^T R + BBQ^{-1} B^T R - C^T PC = 0 \quad (9)$$

$$\underline{V} = -Q^{-1} B^T R \underline{X} \quad (10)$$

Therefore, the optimal controller 120 accomplishes the following steps:

- (1) Based on the  $V_{\max}$  and  $Y_{\max}$  obtain Q and P matrices;

- (2) from the sensory information regarding performance points, obtain  $\bar{Y}$ ;
- (3) from the neural network receive A, B and  $\bar{X}$
- (4) solve the first order differential equation given in equation (9) above using any differential equation solver subroutine, such as the known Runge-Kutta algorithm to find R;
- (5) use equation (10) to derive optimal control signals to be sent to the actuators; and
- (6) repeat steps 2-6.

As can be seen from the above, the embodiment of the present invention shown in FIGS. 7-11 and ~~13A, 13B~~<sup>14, 15</sup> and ~~13C~~<sup>18</sup> includes the intelligence, using neural-networks, to learn the dynamics and system parameters of the vibrating structure or acoustic field automatically. Additionally, as can be understood from the foregoing, the present embodiment provides for true optimal control of vibration and noise regardless of the number of sensors and actuators in the system. As such, the above described embodiment of the invention can be applied to any vibration or acoustic system without a priori knowledge of the system.

In accordance with another aspect of the present invention there is provided an improved optimal controller which considers the limitations on the physical characteristics of actuator(s) in terms of the output level and the rate of change of the output. The presently described optimal control system

is described hereinbelow in connection with the model shown in FIG. 5. Note however, that it may be desirable to use the optimal control system described hereinbelow in place of the Kalman filtering optimal controller 120 described in connection with the active vibration control system of FIG. 7. This is because in typical applications of the optimal control using equations (9) and (10) as in the above described embodiment, the pseudo-feedforward signal is only used by the neural network to find  $A$ ,  $B$ , and  $X$ , and not in the optimal controller 120. However, the present optimal control system further uses the pseudo-feedforward signal in the architecture of the controller as well as in the computation of  $A$ ,  $B$ , and  $X$ .

The control technique used with a second embodiment of the present invention is an extension of the generalized predictive control presented by D. W. Clarke et al. in the paper "Generalized Predictive Control - Part 1 the Basic Algorithm," published in *Automatica*, Vol. 23, pp. 137-148, 1987, that article being incorporated herein by reference. The generalized predictive control (GPC) scheme has advantages over the use of other optimal control schemes. Whereas Kalman filtering is one optimal scheme for direct feedforward and feedback signals, GPC or the GPC, as modified herein, (MGPC) is an optimal scheme for the general case which incorporates actuator output limitations and its output rate limitations using feedback and pseudo-feedforward signals. The Kalman filters and optimal regulators (LQR) (Equations (9) and (10)

above) are most useful with a structure that has feedback only. As such, the MGPC described herein is an improvement over the use of regular optimal control or Kalman filtering.

As described above generally in connection with FIGS. 1-4, both random and repetitive vibrations are known to act on certain systems. Referring back to FIGS. 5, the present system has the advantage that it may be implemented using as few as two sensors, a single pseudo-feedforward sensor and a single performance sensor. Further, the pseudo-feedforward sensor(s) may be used to measure random and/or repetitive excitations. If more sensors are added, and the above described neural network embodiment were used in connection with an optimal controller using GPC or MGPC (FIG. <sup>19</sup>~~43F~~), the job of the controller would be simplified because A, B, and X estimates may be provided faster. The actuators used may be of one or more of the types mentioned herein or known in the art.

As described above, the system identifier 525 and the optimal controller 530 may both be implemented using analog circuits, a microprocessor, microcontroller, a digital signal processor, or a hybrid of analog and digital processors in order to provide flexibility in the use of mathematical expressions and in the number of input sensor signals and output actuator signals present. In connection with the present embodiment, a microprocessor 540 is used. FIG. 12 shows a more detailed view of one implementation of a controller, such as the controller 94 of FIG. 6, including a

microprocessor 540, which may be used with the present invention. The microprocessor 540 is used to process sensor inputs according to the code stored in the ROM 538 (FIG. 13). As noted above, a microprocessor 540 of the type shown in FIG. 12 could additionally be used to implement the neural network 110 and optimal controller 120 of the first embodiment (FIG. 13<sup>15</sup>), as well as with other optimal controllers (FIGS. 13<sup>14</sup> and 13<sup>15</sup>).

Signals from the sensors 520 and 550 of FIG. 5 are first passed through a low pass filter 532 (FIG. 12) to eliminate high frequency noise. Then the signal is sent through an analog to digital (A/D) converter 534. Preferably, a 12-bit A/D converter is used in the present embodiment, however, other A/D converters may be used. If the neural network of FIG. 7 is implemented using a controller as in FIG. 12 then additional sensor inputs may be provided.

The signal from the A/D converter 534 is relayed to the microprocessor 540. As with many standard microprocessors, the microprocessor 540 includes a central processing unit or CPU 536, including a clock, a math co-processor 537, on-board RAM 539 and ROM 538, which may take the form of EPROM or EEPROM. Further, communication (I/O) ports 541 and 542 are provided. As depicted in FIG. 13, codes stored in ROM 538 of the microprocessor 540 may provide for the system learning 543, optimization 544, and the optimal control algorithm 545, which in FIGS. 13<sup>16</sup>-13<sup>19</sup> is the modified generalized predictive control

(MGPC) algorithm described herebelow. ROM 538 is accessed through interrupt signals from the CPU.

The system learning code 543 stored in the ROM 538, may be of many types. For example, in FIGS. <sup>14</sup>43A, <sup>15</sup>43B and <sup>19</sup>43F, the system learning code takes the form of the neural network described above. If the modified generalized predictive control system of the present embodiment is used as the optimal control in connection with a neural network, whether implemented in code (FIG. <sup>19</sup>43F) or with hardware, the following equations provide the  $H(S)$  transfer function in the continuous domain and the  $H(Z)$  transfer function in the discrete domain:

$$H(S) = C(SI - A)^{-1}B$$

$$H(Z) = C(ZI - A)^{-1}B$$

When a non-neural network system learning code or device is used in connection with the MGPC, (i.e. FIGS. <sup>16</sup>43C - <sup>18</sup>43E) the following relationship is assumed between these points:

$$H(Z) = \frac{b_0 + b_1 Z^{-1} + \dots + b_n Z^{-n}}{1 + a_0 Z^{-1} + \dots + a_{n-1} Z^{-n}}$$

where  $n$  is the order of the system and can be determined a priori by an experimental modal analysis of the particular system to which the invention is applied.

In order to guarantee consistency in the system learning, the controller sends a known signal,  $V(t)$ , of high modal density (e.g. a dynamically rich signal) to the actuators, then simultaneously, sensor outputs ( $y(t)$ ) are obtained and synchronized input/output data streams would be stored in the RAM 539, after which, the system learning code would be called. If the system learning code is not the neural network of the first embodiment (FIGS. <sup>16</sup>~~136~~/<sup>18</sup>~~138~~) then a recursive formulation may be used. This recursive type system learning code, could use the input/output data vectors to identify  $a_i$ 's and  $b_i$ 's of the system transfer function. The code contains the following two

vectors and estimate of the output,  $\hat{y}(t)$ :

$$\hat{\theta}^T = [\hat{a}_0, \hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_{n-1}, \hat{b}_1, \hat{b}_2, \dots, \hat{b}_n]$$

$$\Phi^T(t-1) = [-y(t-1), -y(t-2), \dots, -y(t-n), V(t), V(t-1), \dots, V(t-n)]$$

$$\hat{y}(t) = \hat{\theta}^T \Phi^T$$

where  $\hat{\theta}$  is the estimate of unknown transfer function coefficients.

Depending on the system complexity, two possible system learning algorithms useful with the MGPC control code may be either a least-mean-squares (LMS) or recursive-least-mean-squares (RLMS) algorithm (FIGS. <sup>17</sup>~~136~~ and <sup>18</sup>~~138~~). Equations for these computations are set forth as follows:

$$\text{LMS: } \hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + 2\gamma[y(t) - \hat{y}(t)]$$

$$\text{RLMS: } \hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + K(t)[y(t) - \hat{y}(t)]$$

$$K(t) = \frac{P(t-1)\Phi(t-1)}{\lambda + \Phi^T(t-1)P(t-1)\Phi(t-1)}$$

$$P(t) = (1/\lambda)[I - K(t)\Phi^T(t-1)]P(t-1)$$

where  $\gamma$  is the identification gain ( $0 < \gamma < 1$ ),  $\lambda$  is the data forgetting factor, and  $I$  is an identity matrix. After some transient period,  $\hat{\theta}(t)$  and  $\hat{\theta}(t-1)$  become very close meaning the system has been identified, and the final values of  $a_i$ 's and  $b_i$ 's are stored.

A least-mean-squares algorithm (FIG. <sup>17</sup>~~435~~) is typically used for low order systems, whereas the recursive-least-mean-squares (FIG. <sup>18</sup>~~436~~) algorithm is typically used for higher order stable systems. A neural network system as described herein may be used for all types of systems adding intelligence to the system to guarantee numerical stability and unique solutions.

The optimal control code and the optimization codes 544, are part of the optimal - predictive control algorithm of the present embodiment. The optimal predictive control algorithm of the present invention is a modification of the generalized predictive control theory, in which that theory is made applicable to active vibration and noise control problems using both pseudo-feedforward and feedback signals.



Referring back to FIG. 5, the system 570, which is exposed to random and repetitive excitations as represented by the adder 505, and additionally to control inputs from the actuators 560 can be mathematically represented as:

$$A(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})V(t-1) + D(z^{-1})\gamma(t-1) + \frac{C(z^{-1})}{\Delta}\xi(t)$$

where  $y(t)$  is the performance signal from the performance sensor 550,  $V(t)$  is the active control input from the actuator(s) 560,  $\gamma(t)$  is the random + repetitive signal once they have gone through the  $D(z^{-1})/A(z^{-1})$  filter to form the pseudo-feedforward measurement,  $\xi(t)$  is the portion of the excitation that cannot be measured, and  $\Delta$  is an integral control action forced on the control system to help eliminate the effects of the unmeasurable random excitation,  $\xi(t)$ .

The MGPC optimal control signal  $V(t)$ , is derived based on minimization of the following cost function:

$$J = E \left\{ \sum_{j=0}^k [y(t+j) - w(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^m \Gamma_j [\Delta V(t+j-1)]^2 \right\} \quad (11)$$

Namely, it is the function of the control signal sent to the actuators to keep the performance point's vibration (or noise level) as close as possible to a defined threshold  $w(t)$ , while minimizing the total input effort,  $V(t)$ . Furthermore, the parameter  $\Gamma_j$  is used to develop a desired trade-off between the control effort  $V(t)$  and the resulting performance  $Y(t)$ . In selecting  $\Gamma$ , one is able to use  $1/V_{\max}^2$ , where  $V_{\max}$  is

the maximum allowable control input. This aids in preventing the saturation of the actuator(s) 560.

By considering the Diophantine identity:

$$C(z^{-1}) = E_j A \Delta + z^{-j} F_j$$

The performance prediction  $\hat{y}(t)$  is given by:

$$\hat{y} = G \bar{v} + f$$

where

$$\bar{v} = [\Delta v(t), \Delta v(t+1), \dots, \Delta v(t+n-1)]^T$$

where:

$$G = E_j B / C$$

$$f = E_j D \Delta y(t+j-1) / C + F_j y(t) / C$$

$$\hat{y} = [y(t), y(t+1), \dots, y(t+k)]^T$$

k is the prediction horizon and the optimal control signal is

$$\bar{v} = (G^T G + \Gamma I)^{-1} G^T (w - f)$$

Note that  $\bar{v}$  provides the true minimum for the cost function

because:

$$\partial^2 J / \partial \bar{v}^2 = (G^T G + \Gamma I)^T > 0$$

which guarantees asymptotic stability of the controlled system.

There are several design parameters that are selected to provide a fast and stable response, while satisfying the rate constraint of the control input,  $v(t)$ . These parameters are the sampling rate, the prediction horizon for output (k) and for input (m), and the control penalty factor ( $\Gamma$ ). In the preferred embodiment of the present invention, the sampling

rate has been chosen to be 1/10th of the settling time. This provides for a reasonable trade off between accurate representation of the impulse response and the minimum computation time.

The output prediction horizon ( $k$ ) is based on the physical location of the pseudo-feedforward sensor and the performance/feedback sensor. The selection of  $\Gamma$  and  $m$  are correlated such that as  $m$  is raised, the control signal becomes more active. As  $\Gamma$  is raised the control signal becomes less active. Thus  $m$  can be used to get close to the desired degree of control activity, whereas  $\Gamma$  can be used for fine tuning. The controller 530 of the present embodiment of the invention uses the following rules to select  $m$  and  $\gamma$ .

- (1) initially set  $m = \Gamma = 0$
- (2) raise  $m$  until  $\Delta V(t) =$  rate constraint for 50% of the time
- (3) raise  $\Gamma$  until  $\Delta V(t) =$  rate constraint for 33% of the time.

For example, if the actuator is a shape memory alloy that can change its output (control force) at a rate of  $q$  lbf/sec, then first,  $m$  is increased until the actual and observed change of the output is 50% of  $q$ , that fixes the value of  $m$ . Then  $\Gamma$  is raised until the observed changes are 33% of  $q$ . That determines the value of  $\Gamma$ . Thus there will be a short period of tuning of  $m$  and  $\Gamma$  during the initial stage of the design. Thus the above rules are stored in the ROM section of the

microprocessor and as the system changes with time, new values of  $\Gamma$  and  $m$  are calculated automatically.

In summary, the present invention relates to a vibration control system which may include a system identifier (system learning code or device) and an optimal controller. There is described herein one particular system identifier which utilizes a neural network, which in one embodiment, is implemented using hardware. In another embodiment of the present invention, a neural network is implemented in software stored for use by a microprocessor or controller. The optimal controller utilized to process the outputs of the neural network was described in one particular embodiment as a Kalman filter algorithm stored in memory of a microprocessor or microcontroller. This is not meant to be limiting as other optimal controllers may be used with the neural network described herein.

Further, there is described herein an improved optimal controller which uses a modification of generalized predictive control (MGPC) to process inputs provided to it by a system identifier. In one particular embodiment the MGPC optimal controller was used to process inputs provided from a neural network, as described herein. In another embodiment, the MGPC optimal controller was used in connection with system learning code comprising a least-mean-squares computation. In yet another embodiment, the MGPC optimal controller was described as being used in connection with system learning code

comprising a recursive least-mean-squares computation. This is not meant to be limiting, as other types of system learning codes or devices may be used in connection with the MGPC scheme described herein.

While the invention has been illustrated and described in detail in the drawings and foregoing description, the same is to be considered as illustrative and not restrictive in character. While there are shown in the drawings individual sensors and actuators, it should be understood that this is a schematic representation which can reflect a larger number of sensors and actuators. It is desirable to have at least three actuators and three sensors associated with the systems of the present invention. It is more preferred to have systems, for example, six sensors and three actuators. Having more sensors and actuators allows for compensation of additional modes of movement including rotational and translational motion about three axes. It is being understood that only the preferred embodiment has been shown and described and that all changes and modifications that come within the spirit of the invention are desired to be protected.

#### 4. Brief Description of Drawings

FIGS. 1-4 show examples of systems wherein vibrations from random and/or repetitive excitations are acting upon a structure, those systems incorporating the vibration control system of the present invention;

FIG. 5 is a block diagram of a first preferred embodiment of the present invention;

FIG. 6 shows a block diagram of a vibration control system including a microprocessor, which system is suitable for use with the present invention;

FIG. 7 is a block diagram of a first preferred embodiment of the present invention in which a neural network is used, on-line, to learn the dynamics of the system;

FIG. 8 is a diagram of one possible implementation of a single neuron of the neural network shown in FIG. 7;

FIG. 9 is a diagram showing the interconnection of a plurality of the neurons of FIG. 8 to form the neural network of the present invention;

FIG. 10 is a schematic drawing of one possible hardware implementation of the neural network of the present embodiment;

FIG. 11 is a block diagram of the implementation of the algorithm of the neural network of the present invention used to solve for the matrices A and B and derive estimates of state variables;

FIG. 12 is a block diagram of the circuitry which may optionally be used to implement the optimal controller of FIG. 5 and/or the neural network and controller circuitry of FIG. 7 in one preferred implementation of those embodiments.

FIG. 13 is a block diagram which represents generically the ROM used in connection with the present invention, and the code stored therein which is used to implement the various embodiments of the present invention;

FIGS. <sup>14/</sup>~~13A~~ - <sup>19/</sup>~~13F~~ are block diagrams representing generically the code stored in ROM of a microcontroller and which is used to implement various embodiments of the present invention;

FIG. <sup>20/</sup>~~14~~ is a flow diagram showing the operation of the neural network used in connection with various embodiments of the present invention;

FIG. <sup>21/</sup>~~15~~ is a flow diagram showing the operation of the modified generalized predictive controller for use with particular embodiments of the present invention.

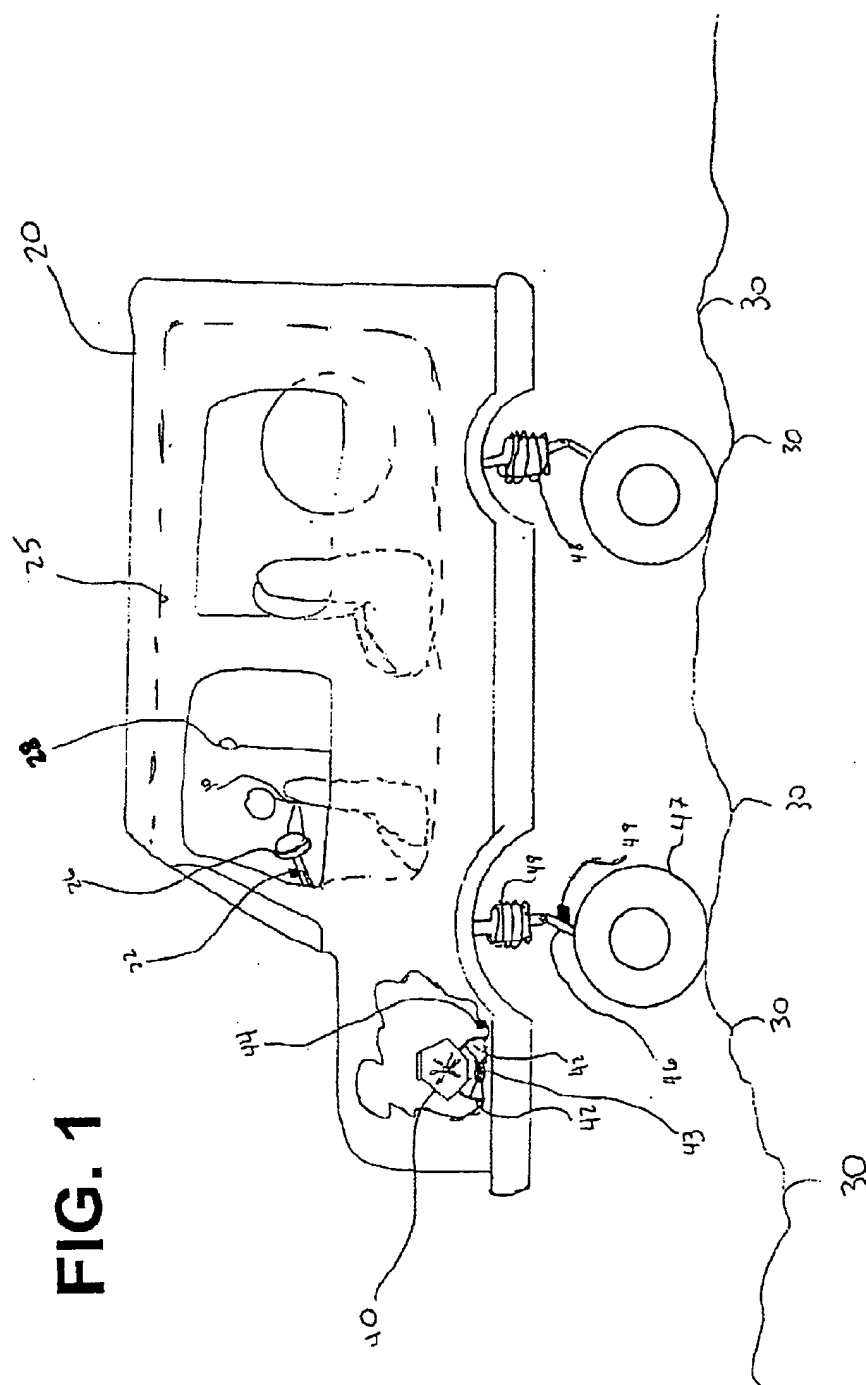




FIG. 2

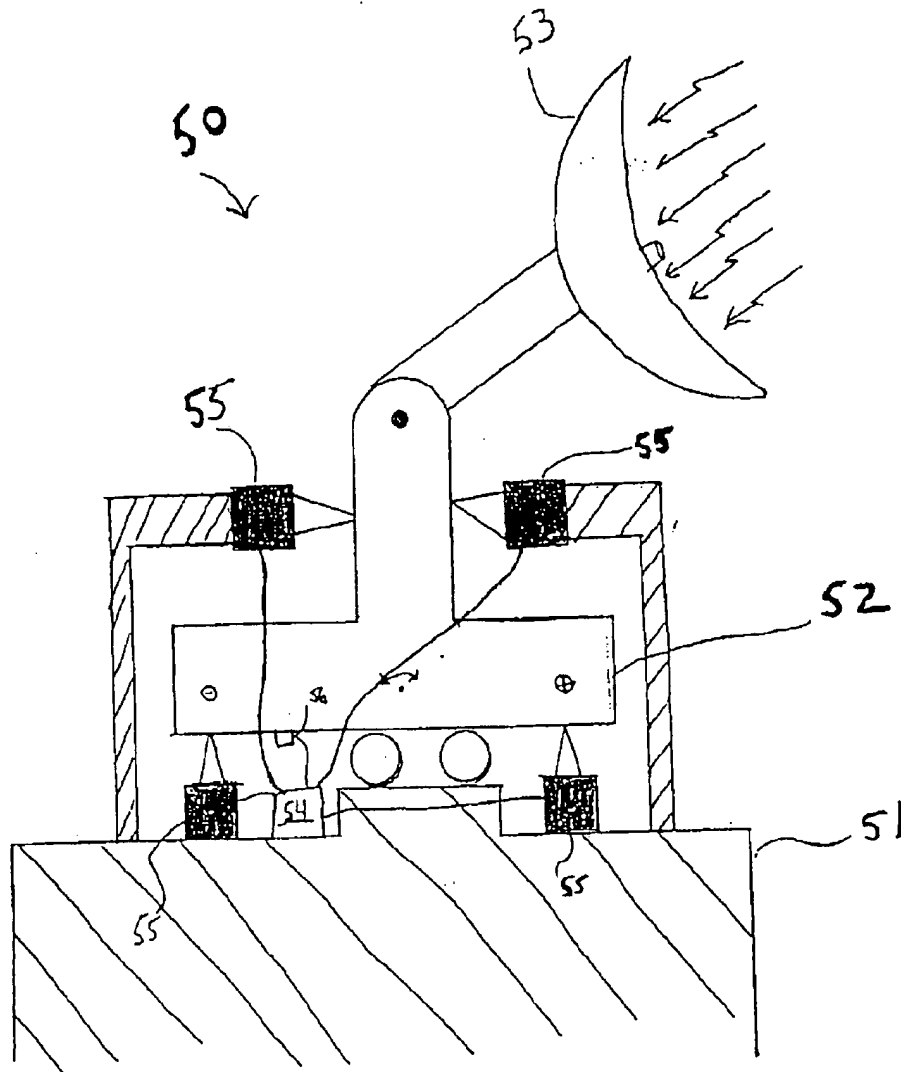
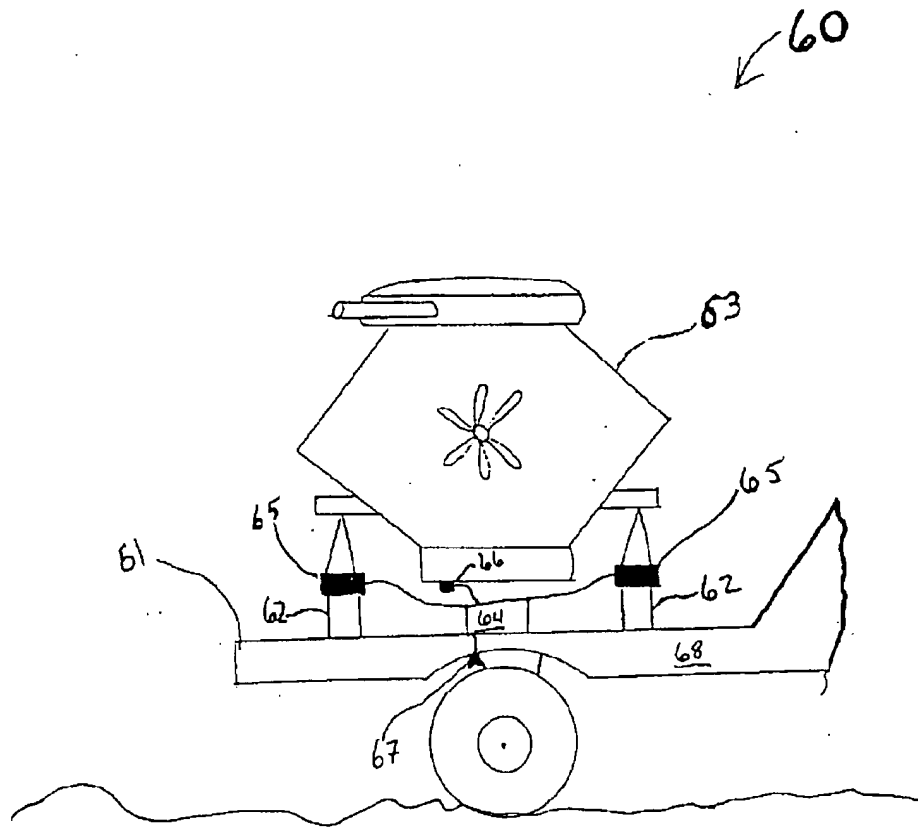
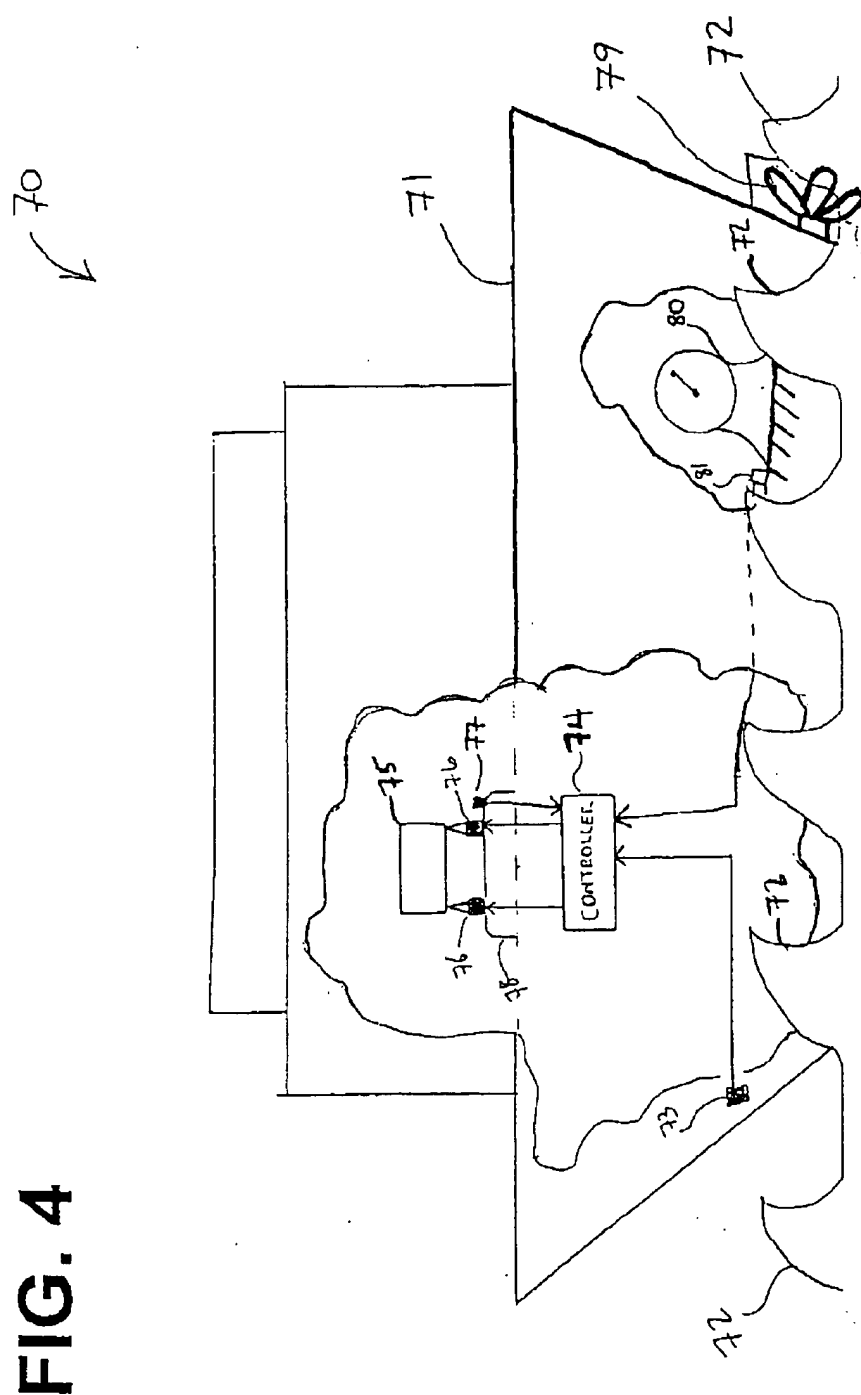


FIG. 3





**FIG. 4**

FIG. 5

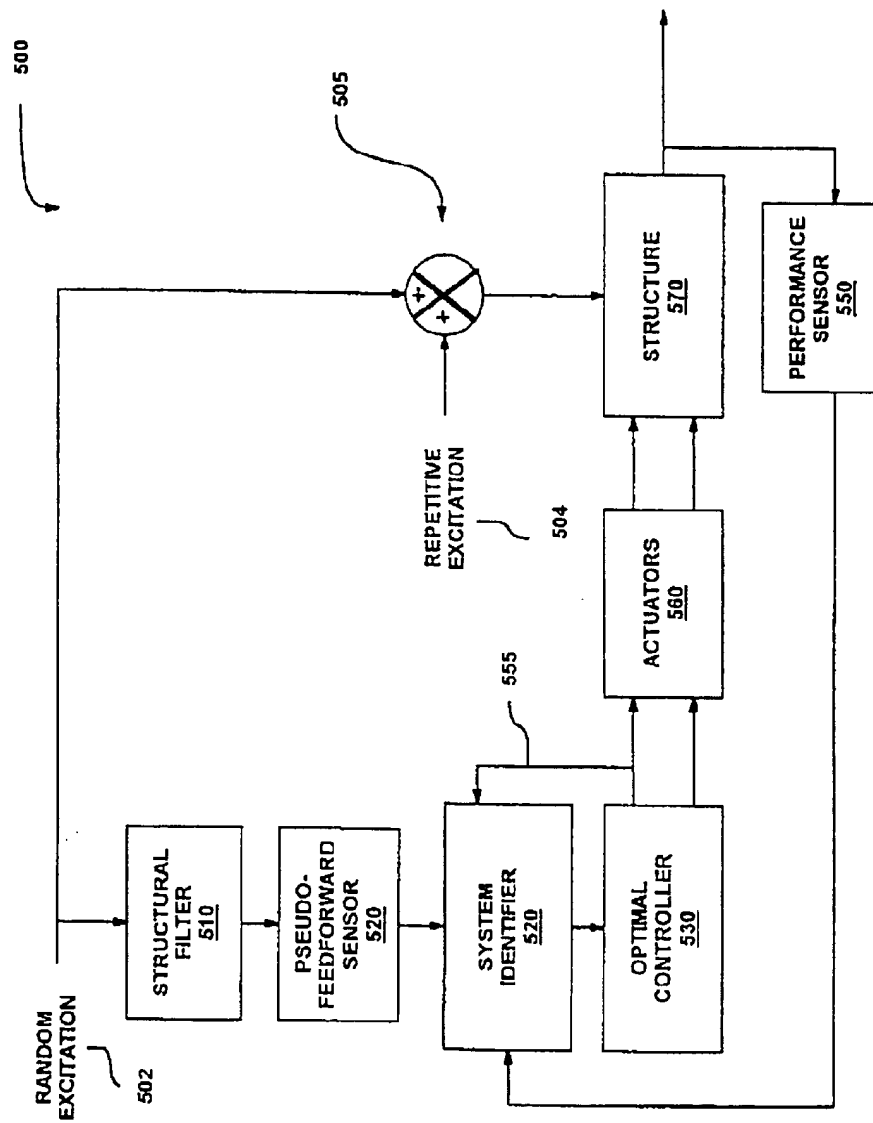
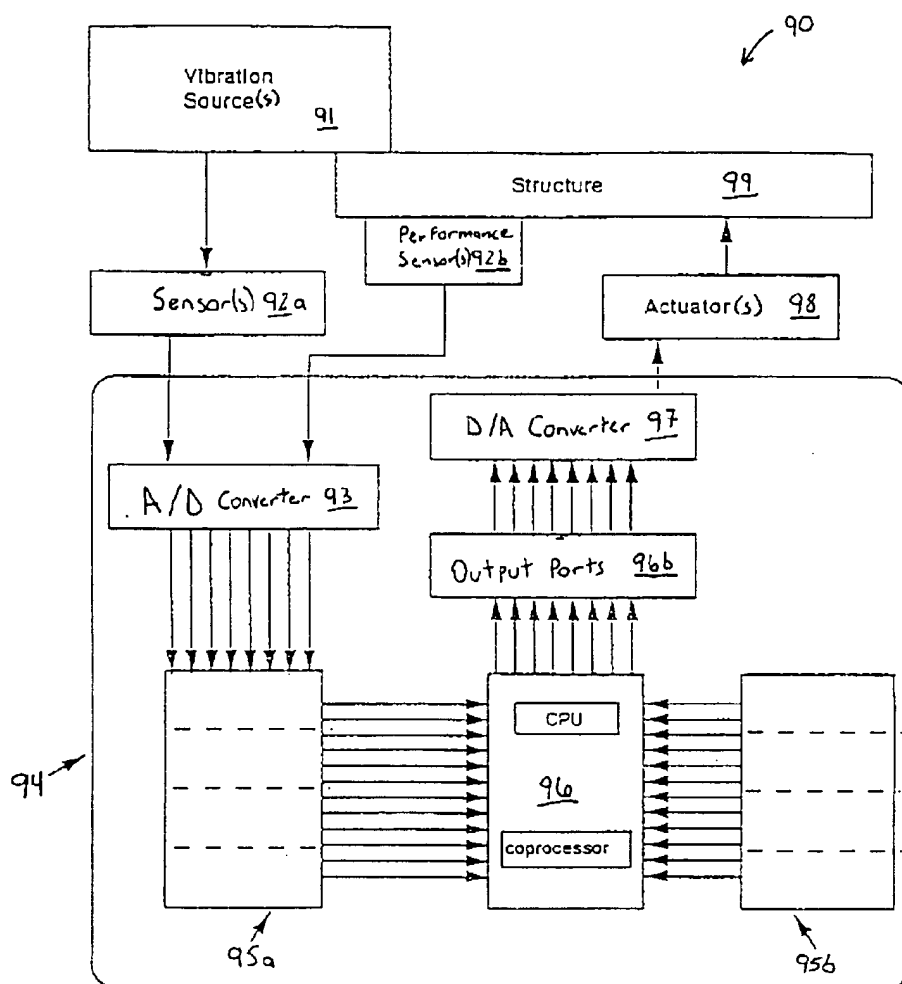


FIG. 6



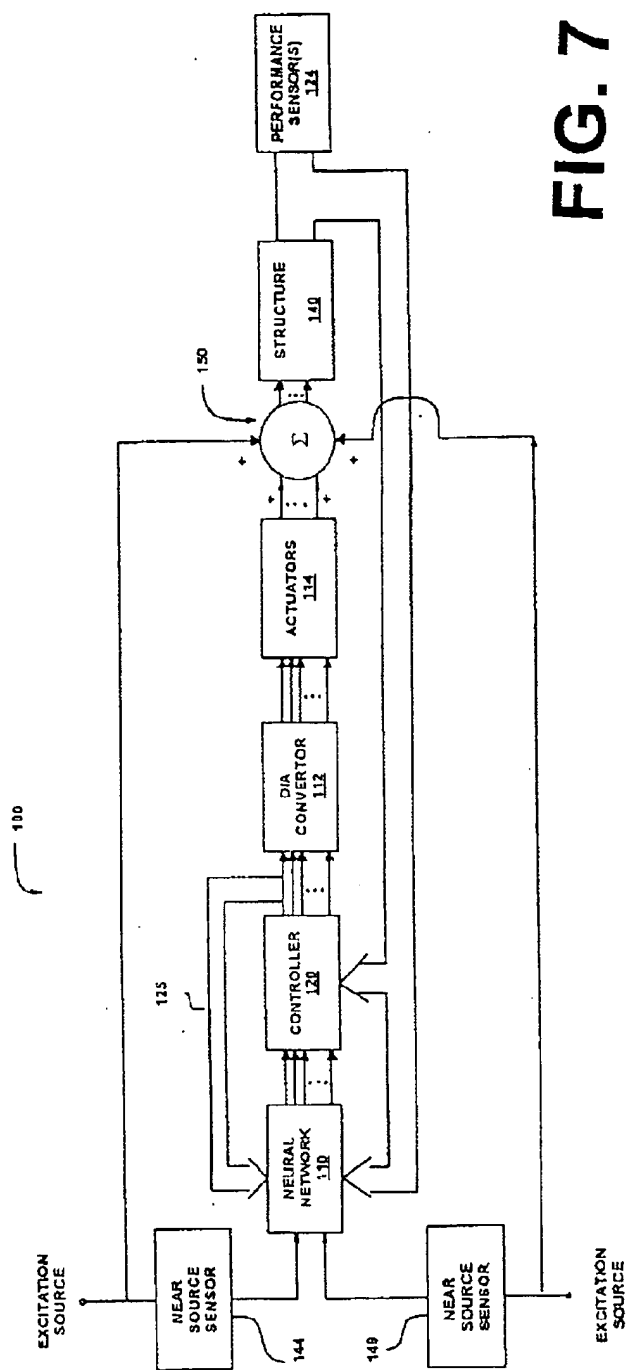


FIG. 7

FIG. 8

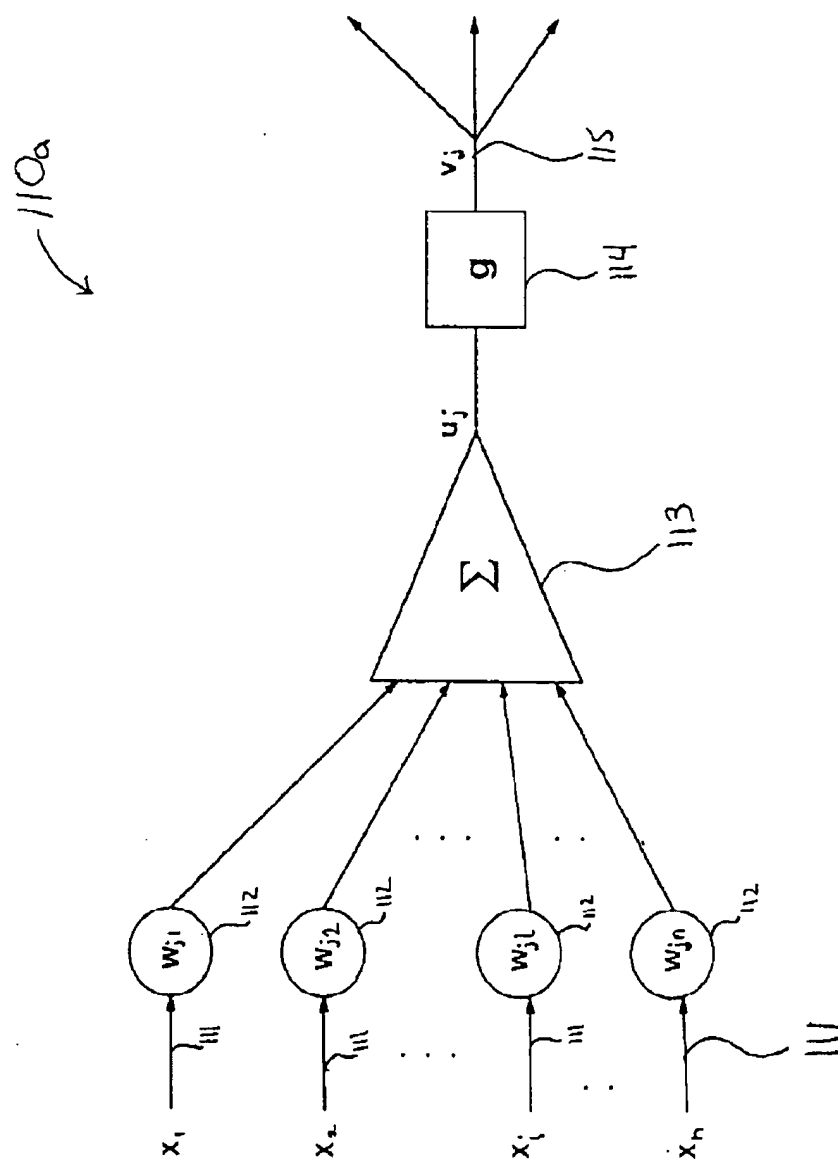
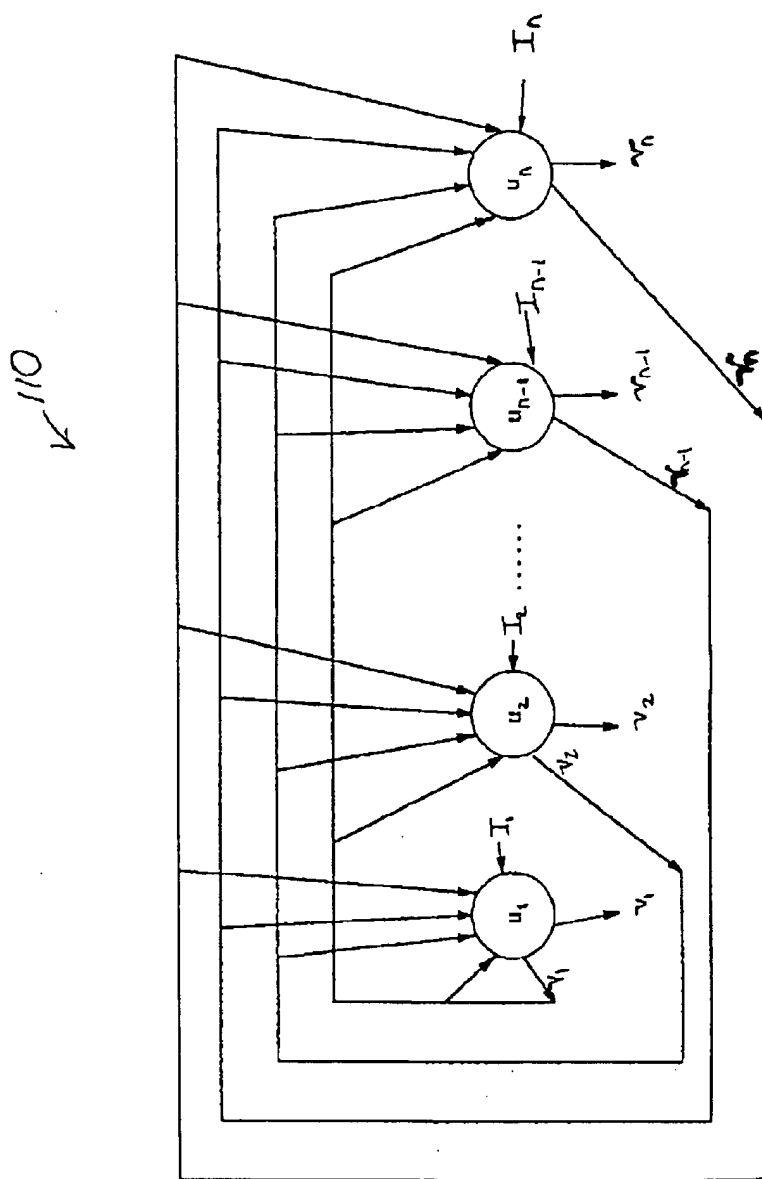


FIG. 9





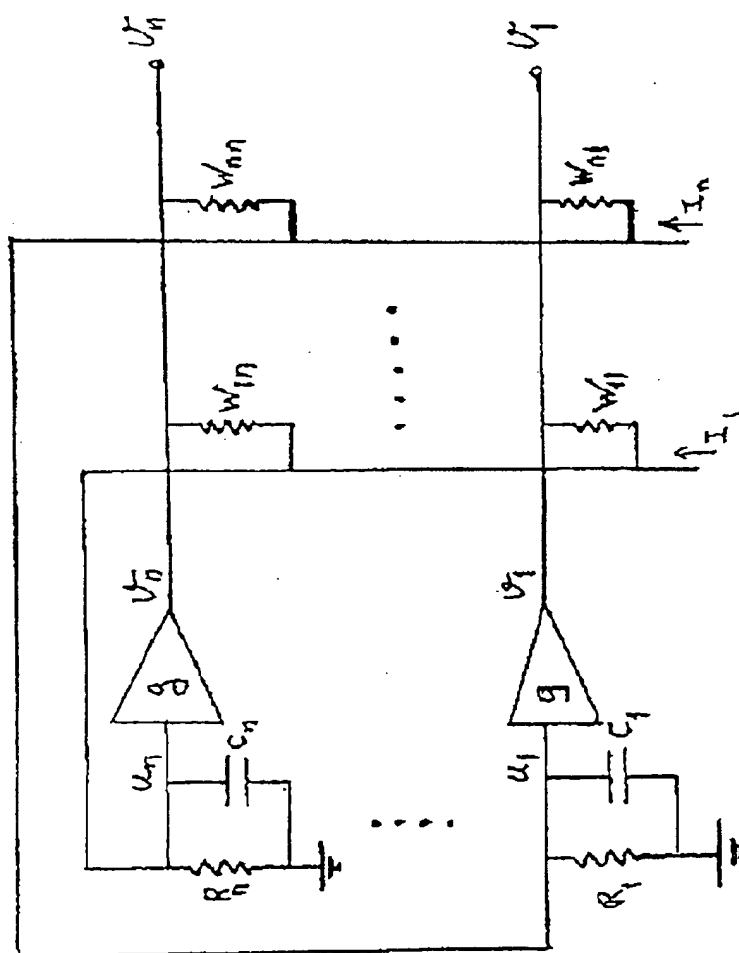
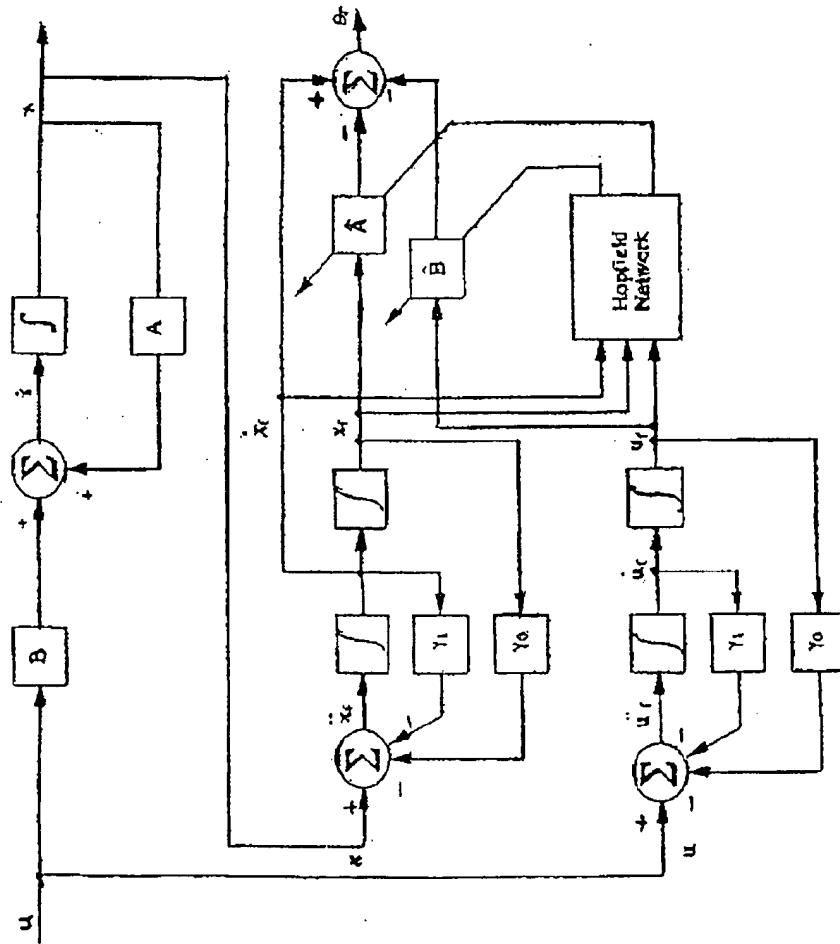


FIG. 10

FIG. 11



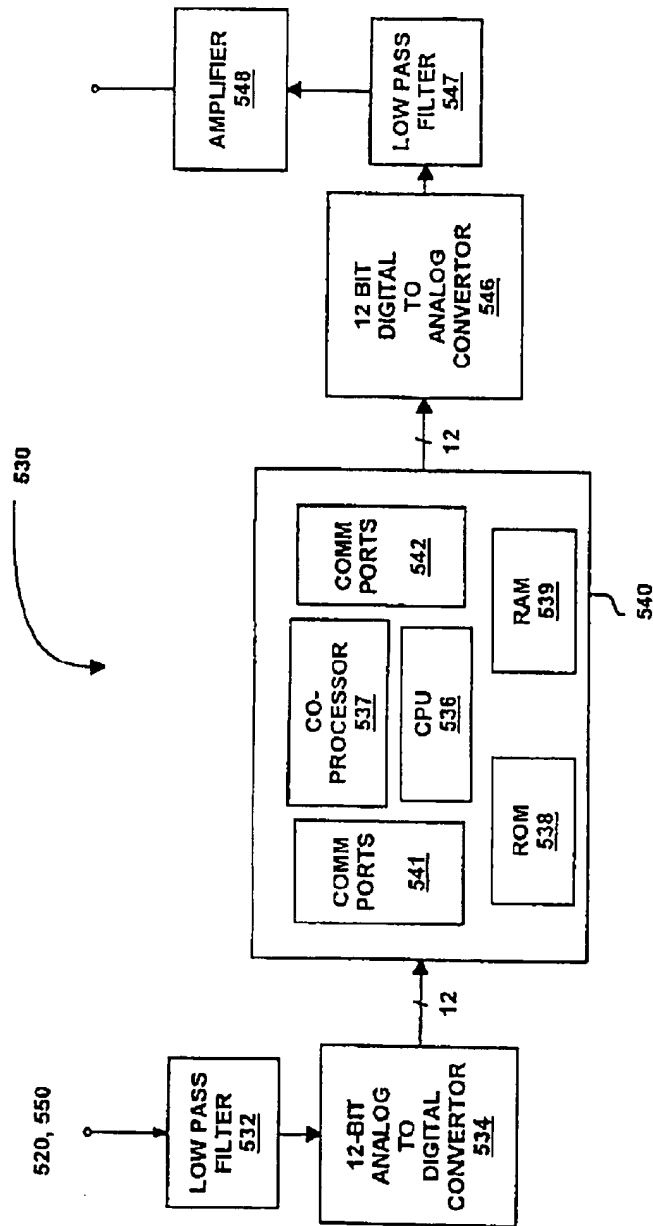


FIG. 12

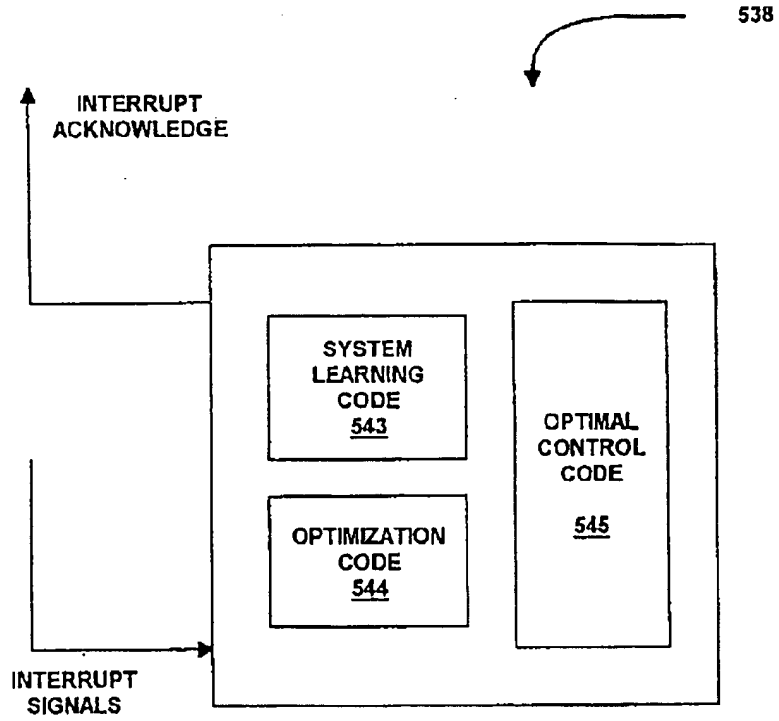
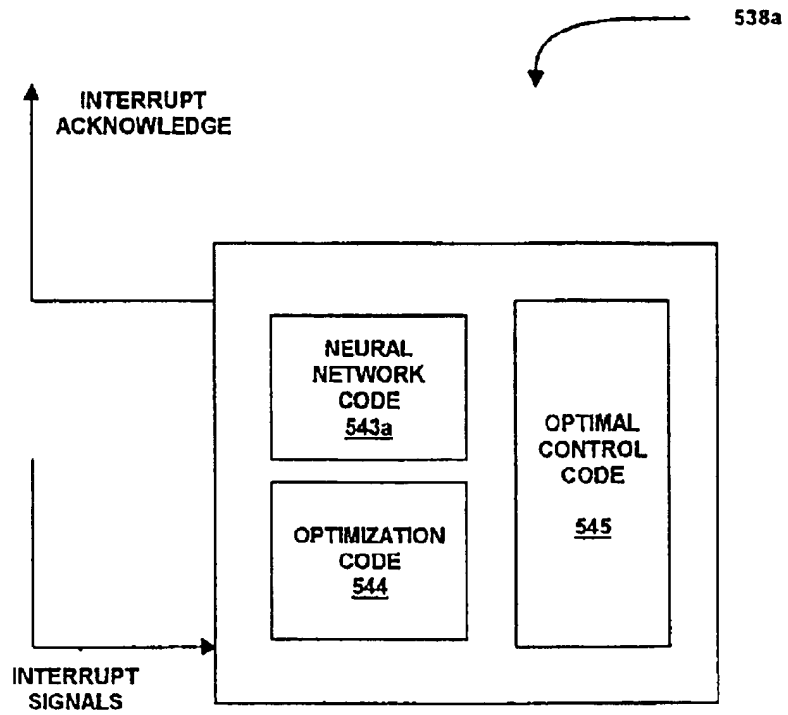


FIG. 13

**FIG. 14**

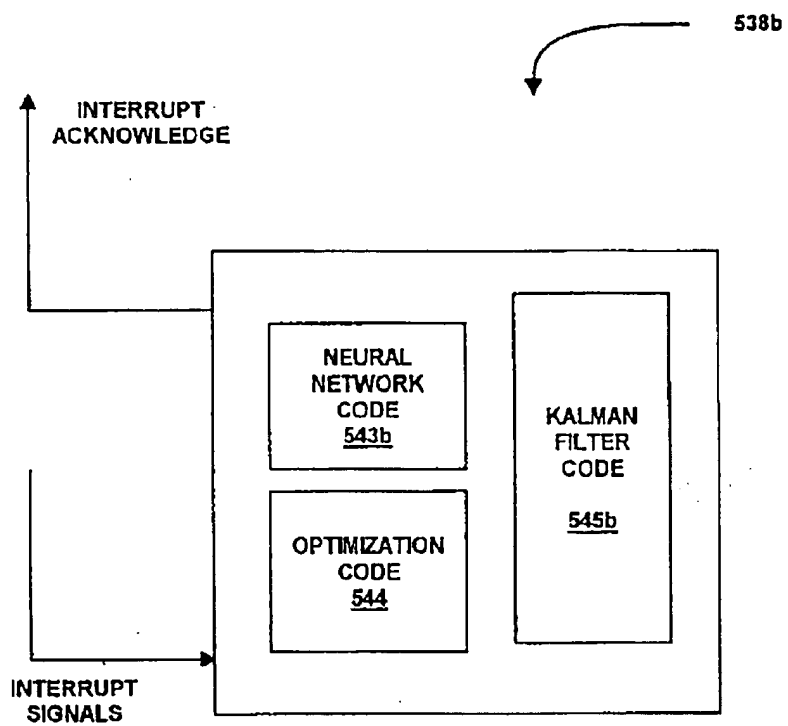
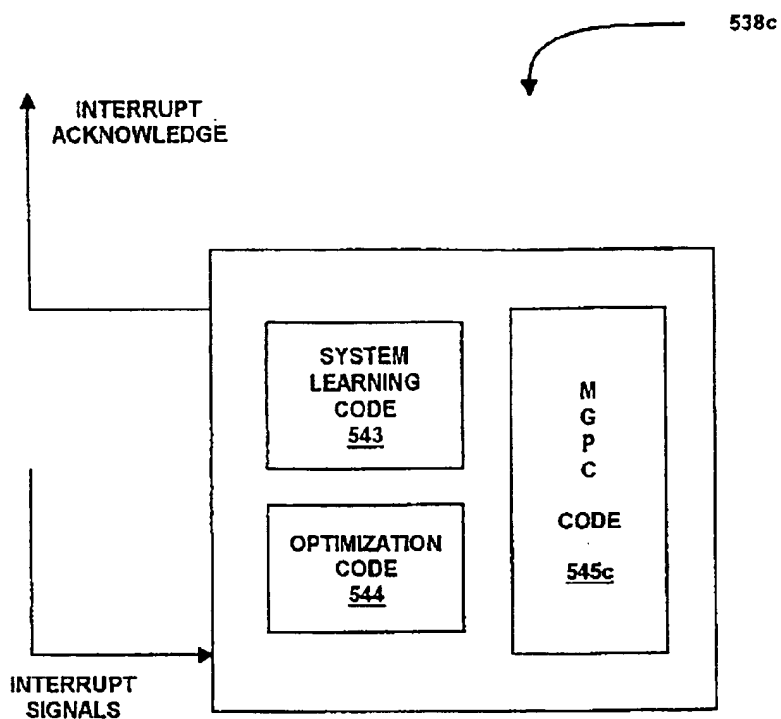
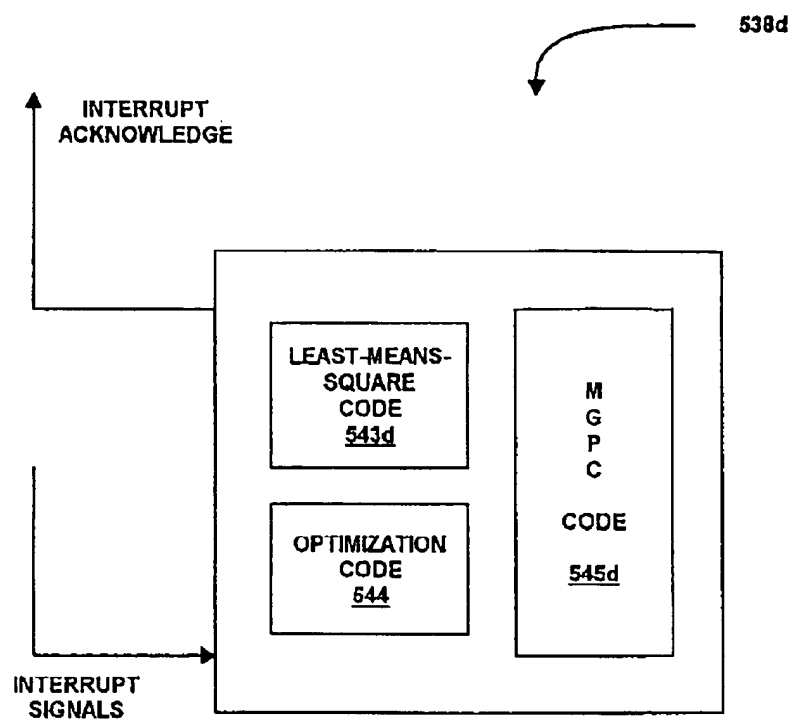


FIG. 15

**FIG. 16**

**FIG. 17**



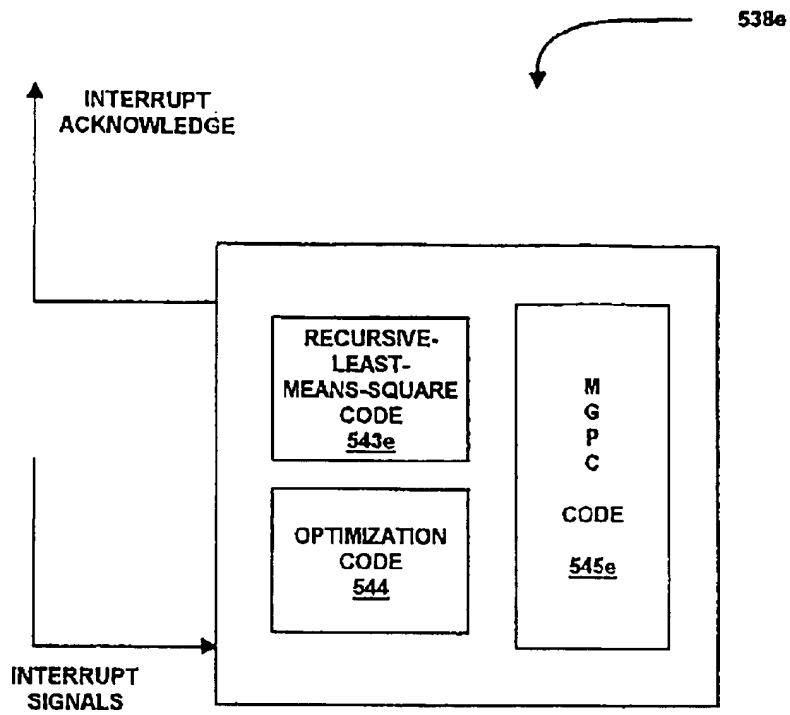
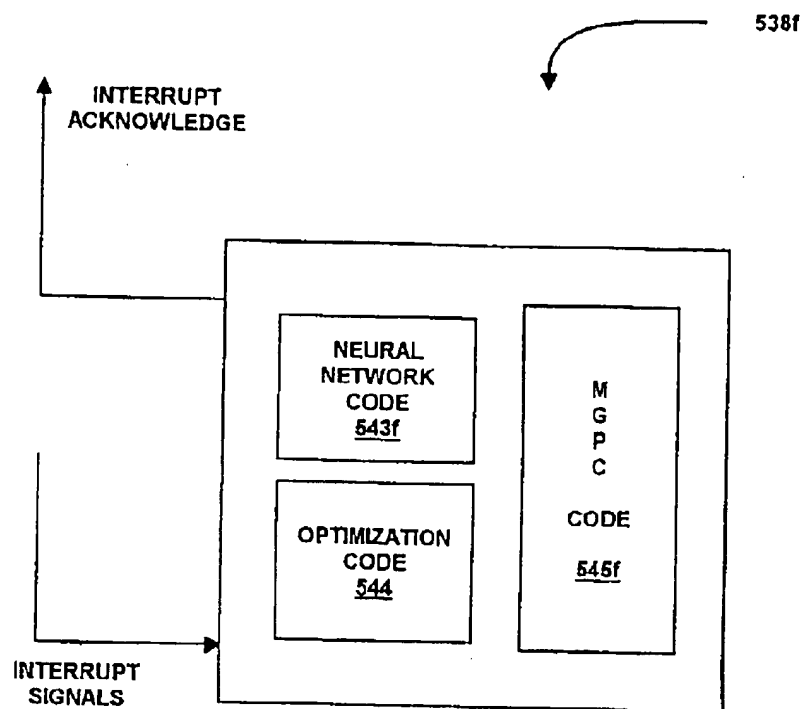


FIG. 18

**FIG. 19**

## Flow Chart of Neural-Network Operation

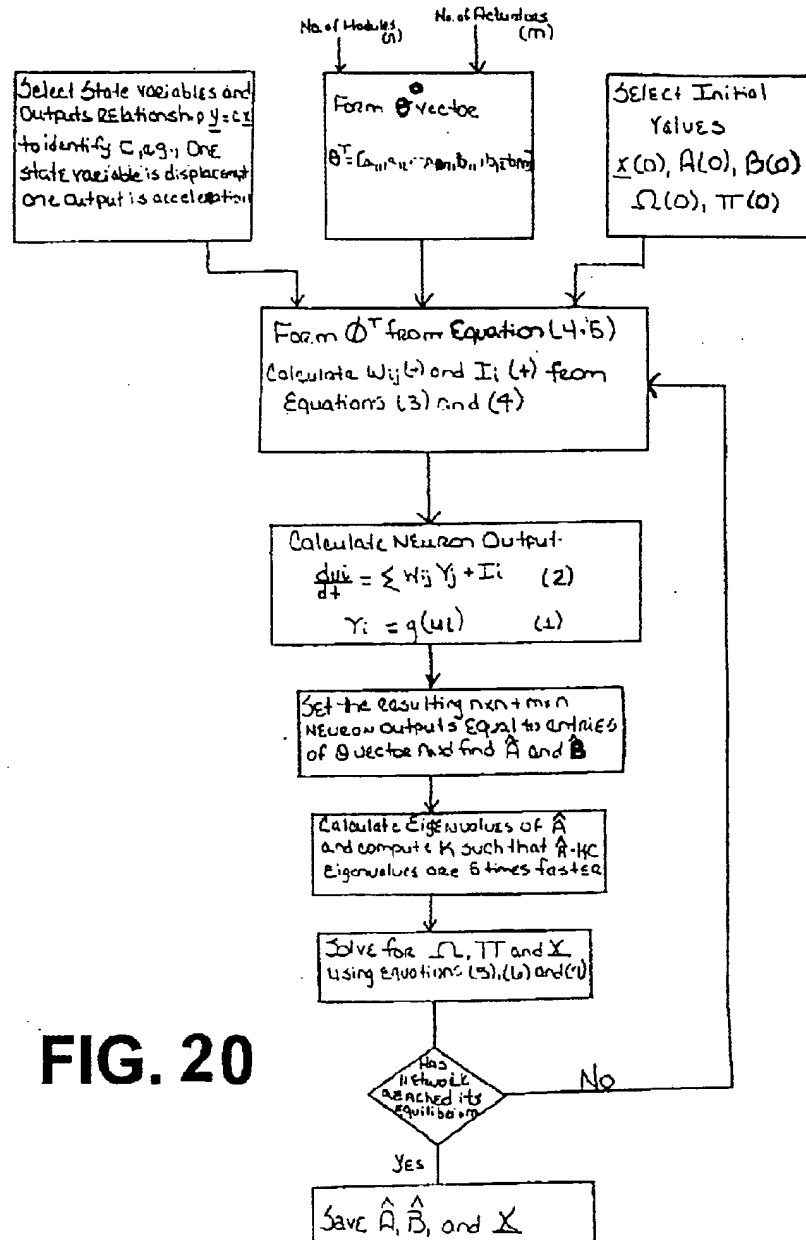
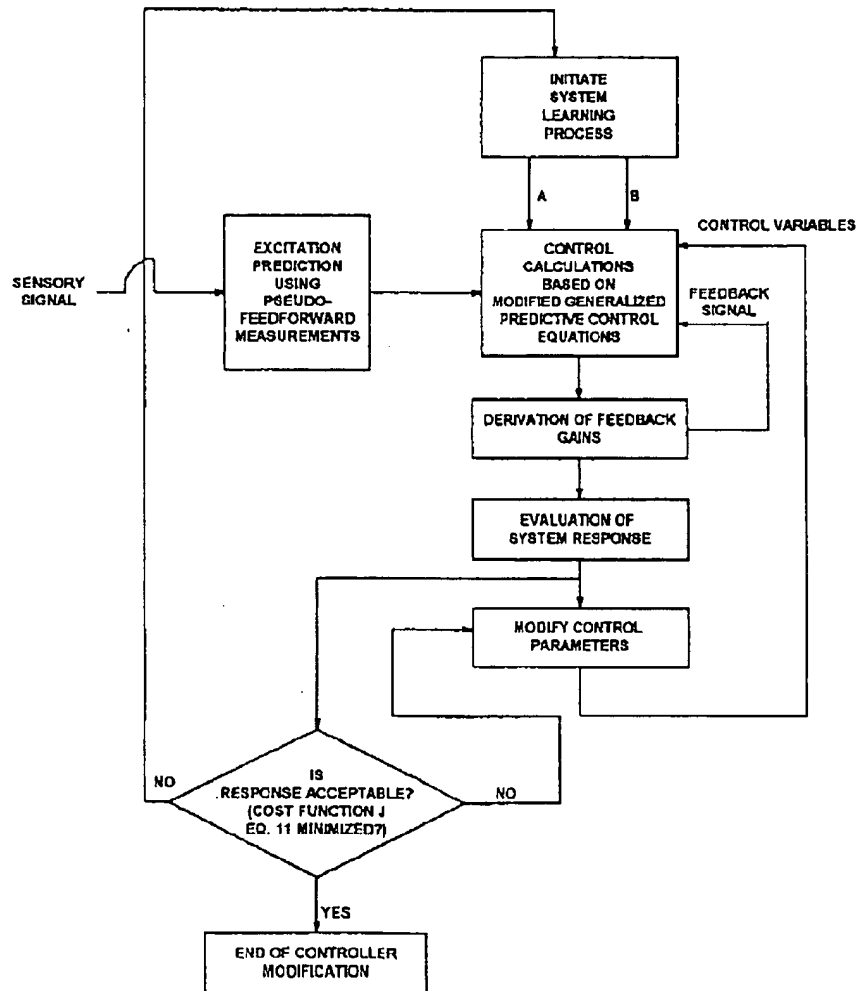


FIG. 20

# FIG. 21

## OPERATION OF GENERALIZED PREDICTIVE CONTROL



## 1. Abstract

An improved active vibration control system using feedback and pseudo-feedforward sensor inputs is provided for solving the problem of random and repetitive active vibration control and noise cancellation in a system. In a first embodiment of the invention, an artificial neural network is used for learning the dynamics of a structure and for providing output signals that follow the state variables of the structure. In one implementation of the neural network, a plurality of neurons obtain biasing inputs derived from sensor inputs, as well as inputs from the other neurons in the network. Further, each neuron obtains a feedback input from itself. Each input to a neuron is weighted using a weighting function derived on-line. The neural network supplies structure parameters and state variables to an optimal controller which derives and provides a control signal to the actuators so as to counteract vibrations and/or noise sensed in the system. In a second embodiment an optimal controller utilizing a modified generalized predictive control algorithm is used to consider the limitations on the physical characteristics of the actuator(s), on-line, in terms of the output level and the rate of change of the output in the system. Additional embodiments wherein an optimized control signal is sent to the actuator(s) to minimize vibration incident to the structure are provided.

## 2. Representative Drawing

Fig. 5